



TESIS

Fitur Berbasis Fraktal dari Koefisien Wavelet untuk Klasifikasi Citra Daun

ARDHON RAKHMADI
NRP. 5115201017

DOSEN PEMBIMBING:
Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom
Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN KOMPUTASI CERDAS DAN VISUALISASI
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M.Kom.)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh:

ARDHON RAKHMADI

NRP. 5115201017

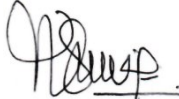
Dengan judul :

Fitur Berbasis Fraktal dari Koefisien Wavelet untuk Klasifikasi Citra Daun


Tanggal Ujian : 6 – 7 – 2017
Periode Wisuda : 2016 Genap

Disetujui oleh:


Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom
NIP. 197104281994122001


(Pembimbing 1)

Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc
NIP. 198510172015042001


(Pembimbing 2)

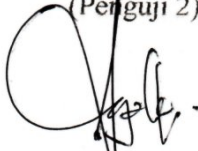
Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.
NIP. 197512202001122002


(Penguji 1)

Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.Sc
NIP. 198603122012122004


(Penguji 2)

Arya Yudhi Wijaya, S. Kom., M.Kom
NIP. 198409042010121002


(Penguji 3)

Dekan Fakultas Teknologi Informasi,



Dr. Agus Zaimal Arifin, S.Kom., M.Kom
NIP. 197208091995121001

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

FITUR BERBASIS FRAKTAL DARI KOEFISIEN WAVELET UNTUK KLASIFIKASI CITRA DAUN

Nama Mahasiswa : Ardhon Rakhmadi
NRP : 5115201017
Pembimbing : Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom
Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc

ABSTRAK

Semakin banyak dan beragamnya jenis tanaman di dunia mengakibatkan semakin sulit untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi tanaman secara manual. Daun merupakan bagian dari tanaman yang sering dipakai untuk identifikasi dan klasifikasi tanaman. Metode klasifikasi daun secara otomatis telah banyak dikembangkan oleh para peneliti. Pada penelitian sebelumnya sistem klasifikasi daun otomatis dibangun menggunakan fitur berbasis fraktal yaitu dimensi fraktal dan lacunarity. Dimensi fraktal dapat diterapkan sebagai deskriptor fitur bentuk sebuah obyek. Lacunarity adalah deskriptor tekstur yang menggambarkan seberapa heterogen suatu citra sehingga dapat digabungkan dengan deskriptor bentuk dimensi fraktal untuk sistem klasifikasi daun otomatis. Sistem klasifikasi daun otomatis berbasis dimensi fraktal dan lacunarity dapat mengklasifikasi daun dengan akurasi tinggi namun memerlukan banyak langkah preprocessing sehingga mengakibatkan komputasi sistem meningkat.

Pada penelitian ini diusulkan penggabungan metode praproses berbasis wavelet dengan fitur berbasis fraktal. Ekstraksi fitur menggunakan praproses teknik dekomposisi wavelet sehingga tidak memerlukan banyak langkah preprocessing sehingga komputasi menjadi lebih ringan. Ekstraksi fitur dengan strategi kombinasi tersebut diharapkan mampu meningkatkan akurasi dan mengurangi kompleksitas komputasi sistem klasifikasi daun. Penelitian ini dilakukan melalui beberapa fase, yang pertama adalah praproses menggunakan teknik wavelet untuk memperoleh urat dan tekstur daun. Ekstraksi fitur tekstur daun dilakukan melalui perhitungan lacunarity. Ekstraksi fitur bentuk pinggiran dan tulang daun dilakukan melalui perhitungan dimensi fraktal.

Uji coba dilakukan menggunakan 626 citra dari dataset flavia. Pengujian dilakukan dengan menganalisis performa dari fitur berbasis fraktal (lacunarity dan dimensi fraktal) dari koefisien wavelet ketika digunakan secara terpisah dan ketika dikombinasikan satu sama lain dalam memperbaiki hasil klasifikasi daun. Pengujian dilakukan dengan menggunakan klasifier *Support Vector Machine* (SVM). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode ekstraksi fitur statistik pada dekomposisi wavelet lebih unggul dalam akurasi dan waktu komputasi dibandingkan dengan metode ekstraksi fitur berbasis fraktal dari penelitian sebelumnya dengan akurasi 96.66% dan waktu komputasi 329.33 detik.

Kata kunci: klasifikasi daun, dimensi fraktal, lacunarity, discrete wavelet transform.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

FRACTAL AND WAVELET-BASED FEATURES COMBINATION FOR LEAF IMAGE CLASSIFICATION

Student's Name : Ardhon Rakhmadi
Student's ID : 5115201017
Advisors : Dr.Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom
Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc

ABSTRACT

The more numerous and varied types of plants in the world make it more difficult to identify and classify plants manually. The leaves are part of the plant that is often used for plant identification and classification. Automatic leaf classification method has been developed by many researchers. In the previous research the automatic leaf classification system was built using fractal-based features of fractal dimension and lacunarity. Fractal dimensions can be applied as feature descriptor forms of an object. Lacunarity is a texture descriptor that describes how heterogeneous an image can be combined with a fractal dimensional form descriptor for automatic leaf classification systems. Automatic leaf classification system based on fractal dimensions and lacunarity can classify leaves with high accuracy but requires a lot of preprocessing steps resulting in increased system computation. In this study proposed incorporation of wavelet based praprocess method with fractal based feature. Feature extraction uses wavelet decomposition process preprocessing so it does not require many preproce ssing steps so computing becomes lighter. Feature extraction with such a combination strategy is expected to improve accuracy and reduce the computational complexity of leaf classification systems. This research is done through several phases, the first is a pre-process using wavelet technique to obtain leaf veins and texture. Leaf texture feature extraction is done through lacunarity calculations. The feature extraction of peripheral shape and bone of leaves is done by calculating fractal dimensions. Using 626 datasets from flavia, testing was performed by analyzing the performance of fractal-based features (lacunarity and fractal dimensions) of wavelet coefficients when used separately and when combined with each other in improving leaf classification results. Testing is done by using Classification Support Vector Machine (SVM). The experimental results show that the statistical feature extraction method on wavelet decomposition is superior in accuracy and computation time compared to the fractal-based feature extraction method from the previous study with 96.66% accuracy and 329.33 second computational time.

Keywords: leaves classification, fractal dimension, lacunarity, discrete wavelet transform.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas berkat limpahan rahmat dan hidayat-Nya sehingga Tesis yang berjudul:

FITUR BERBASIS FRAKTAL DARI KOEFISIEN WAVELET UNTUK KLASIFIKASI CITRA DAUN

dapat diselesaikan dengan baik. Semoga tesis ini dapat memberikan manfaat pada perkembangan ilmu pengetahuan khususnya dalam bidang peringkasan multi-dokumen serta dapat memberikan kontribusi bagi peneliti selanjutnya. Dengan selesai dan tersusunnya laporan tesis ini, maka penulis mengucapkan terima kasih atas bantuan dan dukungan dari berbagai pihak baik moril maupun materiil dalam pembuatan tesis ini, antara lain:

1. Bapak Waskitho Wibisono, S.Kom., M.Eng., Ph.D. selaku Ketua Program Magister Teknik Informatika yang telah memberi dukungan dan arahan dalam menyelesaikan permasalahan akademik.
2. Ibu Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memotivasi dan membuka cakrawala dalam memandang persoalan dari sudut riset. Dan dengan kesabarannya banyak mendorong dan membimbing proses terselesaikannya tesis ini.
3. Ibu Dini Adni Navastara, S.Kom., M.Sc selaku dosen pembimbing II yang memotivasi dan dengan kesabarannya membimbing dan mendorong penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
4. Ibu Dr. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom., Ibu Wijayanti Nurul Khotimah, S.Kom., M.sc dan Bapak Arya Yudhi Wijaya, S. Kom., M.Kom selaku dosen penguji yang telah banyak memberikan motivasi dan saran yang mendukung terselesaikannya tesis ini.
5. Bapak Syukur Slamet dan Ibu Sulikah selaku orang tua yang telah mendidik, membimbing dan selalu memberikan motivasi sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini.

6. Teman-teman di lingkungan ITS dan semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah memberikan motivasi dan saran kepada penulis dalam menyelesaikan studi S2 ini. Semoga Tuhan Yang Maha Esa membalas semua kebaikan tersebut dengan pahala yang berlimpah. Sebagai akhir kata, penulis menyadari bahwa laporan tesis ini masih jauh dari kesempurnaan. Untuk itu kritik dan saran dari pembaca akan dapat digunakan untuk mengembangkan penelitian ini selanjutnya.

Surabaya, 21 Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK.....	v
ABSTRACT.....	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR TABEL.....	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat penelitian	4
1.5 Kontribusi	4
1.6 Batasan Penelitian.....	4
BAB 2 DASAR TEORI DAN KAJIAN PUSTAKA	5
2.1 Klasifikasi Tanaman melalui Daun.....	5
2.2 Konsep Fraktal.....	7
2.3 Dimensi Fraktal.....	7
2.4 Lacunarity	8
2.5 Wavelet	10
2.6 K-fold Cross Validation System	11
2.7 Support Vector Machine	11
2.8 Penelitian Terkait.....	12
BAB 3 METODE PENELITIAN	13
3.1 Studi Literatur	13
3.2 Desain Model Sistem	14
3.2.1 Data Penelitian	14

3.2.2	Fase Preprocessing.....	16
3.2.3	Fase Ekstraksi Fitur Dimensi Fraktal dan Wavelet.....	20
3.2.4	Fase Ekstraksi Fitur Statistik	22
3.2.5	Fase Klasifikasi.....	22
3.3	Pembuatan Perangkat Lunak.....	23
3.4	Uji coba.....	23
3.5	Analisa Hasil.....	23
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		26
4.1	Dataset.....	27
4.2	Praproses	27
4.2.1	Deteksi Tepi Pinggiran dan Urat Daun.....	28
4.3	Ekstraksi Fitur.....	29
4.3.1	Ekstraksi Fitur Dimensi Fraktal	29
4.3.2	Ekstraksi Fitur Lacunarity.....	30
4.3.3	Ekstraksi Fitur Koefisien Statistika	30
4.4	Uji Coba.....	31
4.4.1	Pengaruh Level Dekomposisi terhadap Fitur Dimensi Fraktal.....	31
4.4.2	Pengaruh Level Dekomposisi terhadap Fitur Lacunarity (Tekstur) ..	33
4.4.3	Fitur Statistik Urat Daun.....	34
4.4.4	Fitur Statistik Tekstur Daun.....	36
4.5	Pembahasan hasil uji coba	38
4.5.1	Analisa Level Dekomposisi terhadap Fitur Dimensi Fraktal.....	38
4.5.2	Analisa Level Dekomposisi terhadap Fitur Lacunarity (Tekstur)	39
4.5.3	Analisa Level Dekomposisi terhadap Fitur Koefisien Statistik (Urat)	39
4.5.4	Analisa Level Dekomposisi terhadap Fitur Koefisien Statistik (Tekstur).....	40
4.5.5	Analisa Gabungan Beberapa Skenario.....	40
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		42
5.1	Kesimpulan	43
5.2	Saran	44

DAFTAR PUSTAKA	45
BIODATA PENULIS	48

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Transformasi 2-D Wavelet (Hsia dkk., 2014).....	11
Gambar 3.1 Alur Metoda Penelitian	13
Gambar 3.2 <i>Framework</i> Sistem Klasifikasi Daun Berbasis Dimensi Fraktal dari Dekomposisi Wavelet	14
Gambar 3.3 Contoh dataset flavia.....	15
Gambar 3.4 Preprocessing citra pinggiran daun.....	19
Gambar 3.5 Preprocessing citra urat daun.....	20
Gambar 3.6 Preprocessing citra tekstur daun.....	21
Gambar 3.7 <i>Framework</i> Sistem Klasifikasi Daun Berbasis Ekstraksi Fitur Statistik	25
Gambar 4.1 Tahap praproses citra. (a): citra asli; (b): citra <i>grayscale</i> ; (c): citra biner; (d): citra hasil dilasi dan erosi; (e): citra hasil rotasi; (f): citra biner hasil <i>shrinking</i> dan <i>resize</i> ; (g): citra <i>grayscale</i> hasil <i>shrinking</i> dan <i>resize</i>	27
Gambar 4.2 Tahapan praproses untuk mendapatkan tekstur daun	28
Gambar 4.3 Tahapan Deteksi Tepi Pinggiran dan Urat Daun	29
Gambar 4.4 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Klasifikasi Urat Daun.....	32
Gambar 4.5 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Waktu Komputasi Klasifikasi Urat Daun.....	33
Gambar 4.6 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Klasifikasi Tekstur Daun.....	34
Gambar 4.7 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Waktu Komputasi Klasifikasi Tekstur Daun.....	34
Gambar 4.8 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Klasifikasi Urat Daun.....	35
Gambar 4.9 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Waktu Komputasi Klasifikasi Urat Daun.....	36
Gambar 4.10 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Komputasi Klasifikasi Urat Daun	37
Gambar 4.11 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Komputasi Klasifikasi Tekstur Daun	37

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Contoh hasil Ekstraksi Fitur Dimensi Fraktal.....	10
Tabel 2.2 Contoh hasil Ekstraksi Fitur Lacunarity	10
Tabel 3.1 Dataset Flavia	15
Tabel 3.2 Skenario Percobaan.....	24
Tabel 4.1 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing level dekomposisi pada citra tulang daun menggunakan deteksi tepi DWT	32
Tabel 4.2 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing level dekomposisi pada citra tekstur daun menggunakan dekomposisi DWT	33
Tabel 4.3 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing level dekomposisi pada citra tulang daun menggunakan dekomposisi DWT	35
Tabel 4.4 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing level dekomposisi pada citra tekstur daun menggunakan dekomposisi DWT	36
Tabel 4.5 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing skenario dan gabungan dari beberapa skenario.	38

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ilmu sains yang berkaitan dengan klasifikasi tanaman memegang peranan penting dalam kehidupan manusia, termasuk dalam bidang makanan, pengobatan, industri, pertanian, biologi, dan lain sebagainya (Du dkk., 2007; Backes dkk., 2009; 2013; Arun dkk., 2013). Akan tetapi, mengidentifikasi spesies dari suatu tanaman merupakan pekerjaan yang membutuhkan waktu cukup lama dan bergantung pada tingkat keahlian tiap individu. Seseorang yang tidak memiliki pengetahuan memadai di bidang *taxonomy* bisa menghabiskan waktu hingga berjam-jam untuk mengidentifikasi suatu tanaman. Sebagai contoh, seorang mahasiswa Biologi biasanya diberikan waktu selama dua jam untuk mengidentifikasi tanaman secara manual (Sosa dkk., 2013).

Daun memiliki banyak ciri khusus yang bisa digunakan sebagai fitur dalam proses klasifikasi, antara lain yaitu fitur warna, bentuk, tekstur, urat daun, atau kombinasi dari fitur-fitur tersebut (Beghin, 2010 dan Kadir dkk., 2011). Penelitian berbasis warna daun masih memiliki kendala, sebab sebagian besar daun memiliki warna yang sama dan beberapa jenis daun mengalami perubahan warna pada musim tertentu. Oleh karena itu, tekstur dan bentuk merupakan fitur daun yang paling sering diteliti. Contoh fitur bentuk daun telah dianalisis pada beberapa penelitian adalah seperti deskriptor fitur geometrik (Du dkk., 2007) dan fitur dimensi fraktal (Bruno dkk., 2008 dan Du dkk., 2013). Contoh penelitian yang terkait dengan pengenalan daun berbasis tekstur adalah penelitian dengan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Local Binary Pattern (LBP) (Arun dkk., 2013), Gabor (Lin, 2008) dan juga Fraktal (Xu, 2011).

Sedangkan ada juga yang menggabungkan fitur bentuk dan tekstur untuk dianalisa (Kadir dkk., 2013 dan Muchtar dkk., 2016). Penggabungan fitur bentuk dan tekstur menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada penggunaan fitur bentuk dan tekstur yang terpisah. Namun penggabungan bentuk dan tekstur pada

penelitian Kadir dkk., 2013 dan Muchtar dkk., 2016) memerlukan banyak langkah preprocessing sehingga waktu komputasi meningkat. Sehingga penelitian ini berfokus pada mengurangi banyak langkah preprocessing dengan harapan waktu komputasi sistem dapat dikurangi.

Menurut hasil penelitian (Muchtar dkk., 2016) dapat ditarik kesimpulan semakin banyak fitur yang dihasilkan oleh variasi citra maka akurasi sistem klasifikasi akan semakin meningkat. Penggabungan fitur-fitur ini meningkatkan akurasi sistem klasifikasi citra daun secara keseluruhan. Sehingga penelitian ini akan memperbanyak jumlah fitur dengan cara memperdalam level dekomposisi dalam DWT. Semakin dalam level dekomposisi maka akan semakin banyak variasi. dan fitur yang dihasilkan.

Salah satu sifat fraktal adalah *self similarity*, dimana terjadi pola perulangan pada skala tertentu. Pola perulangan ini dapat ditemukan pada berbagai objek di alam semesta, termasuk pada daun. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan metode berbasis konsep fraktal dalam melakukan klasifikasi daun. Metode yang paling umum digunakan dalam menghitung nilai dimensi fraktal adalah metode box counting oleh Voss (1986), karena kemampuannya dalam merepresentasikan kerumitan dari citra serta implementasinya yang mudah (Kilic dan Abiyev, 2011). Oleh karena itu, (Bruno dkk., 2008) mengidentifikasi tanaman berdasarkan kompleksitas dari bentuk internal dan eksternal dari daun untuk memperoleh fitur dimensi fraktal menggunakan metode box counting. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa fitur dimensi fraktal dapat memberikan performa yang cukup baik dalam masalah klasifikasi daun. Namun, misclassification rate pada hasil klasifikasi masih cukup tinggi, sehingga perlu dilakukan kombinasi antara fitur dimensi fraktal yang digunakan pada penelitian tersebut dengan fitur tekstur berbasis fraktal seperti lacunarity untuk meningkatkan akurasi.

Ketika dua citra memiliki penampilan visual yang berbeda, maka dimensi fraktal belum tentu mampu membedakan kedua citra tersebut, karena bisa jadi pola perulangan dua citra tersebut sama. Deskriptor tekstur memiliki kemampuan dalam mendeskripsikan sebaran gap pada citra dan menganalisis seberapa

heterogen permukaan sebuah citra, sehingga dapat mengatasi permasalahan dari dimensi fraktal tersebut (Muchtar dkk., 2016).

Discrete Wavelet Transform (DWT) merupakan teknik yang populer digunakan untuk deteksi tepi. DWT memiliki kelebihan yaitu mudah diimplementasikan untuk proses dekomposisi, deteksi tepi, ekstraksi fitur dan lain-lain. DWT membagi sebuah citra menjadi 4 sub-band images yaitu low-low (LL), low-high (LH), high-low (HL) dan high-high (HH). Sub-band dapat tersebut mempresentasikan skala koefisien wavelet yang terbaik. Kemudian sub-band LL sendiri dapat didekomposisi lagi sehingga menghasilkan dua level dekomposisi. Proses tersebut akan terus berulang sampai skala final tercapai. Nilai atau fitur yang diambil dari sub-band citra dapat menggambarkan karakteristik unik dari sebuah citra (Suciati dkk., 2016).

Daun memiliki karakteristik berulang dalam skala tertentu, dimana karakteristik ini mirip dengan sifat-sifat dimensi fraktal. Sistem klasifikasi daun otomatis diusulkan oleh (Muchtar dkk., 2016) dengan menggabungkan dimensi fraktal dan lacunarity. Pada penelitian tersebut dimensi fraktal digunakan sebagai deskriptor fitur bentuk sebuah obyek. Dimensi fraktal mampu menggambarkan kompleksitas obyek dalam bentuk dimensi pecahan. Selanjutnya, lacunarity digunakan sebagai deskriptor tekstur untuk menggambarkan seberapa heterogen suatu citra. Dengan penggabungan dimensi fraktal dan lacunarity mampu mengklasifikasi daun dengan rata-rata akurasi 91%. Namun penggunaan histogram equalization, kirsch filter, localthresholding, median filter, canny edge detector, dan skeletonization untuk mengambil fitur lacunarity mengakibatkan kompleksitas komputasi sistem meningkat dikarenakan banyaknya langkah preprocessing. Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan penggabungan fitur berbasis fraktal dan wavelet untuk klasifikasi daun dengan harapan agar akurasi klasifikasi meningkat dan menghemat waktu komputasi klasifikasi.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan masalah yang di uraikan pada latar belakang maka rumusan masalah yang akan di selesaikan adalah sebagai berikut:

1. Fitur berbasis fraktal dari koefisien wavelet untuk proses klasifikasi citra daun.

2. Mengetahui kinerja fitur berbasis fraktal dari koefisien wavelet untuk proses klasifikasi citra daun.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang akan dicapai dalam penelitian ini adalah melakukan klasifikasi citra daun menggunakan fitur berbasis fraktal dari koefisien wavelet untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi waktu komputasi.

1.4 Manfaat penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah memberikan referensi tentang kombinasi fitur berbasis fraktal dari koefisien wavelet untuk digunakan dalam permasalahan klasifikasi citra daun.

1.5 Kontribusi

Kontribusi penelitian ini adalah fitur berbasis fraktal dari koefisien wavelet dari citra daun untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi waktu komputasi pada klasifikasi citra daun.

1.6 Batasan Penelitian

Penelitian pada area ini merupakan hal yang kompleks dan luas maka penelitian ini dibatasi sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan adalah citra daun di *flavia leaf dataset*. Dataset terdiri 18 kelas, tersedia untuk publik dan dapat diunduh di situs <http://flavia.sourceforge.net/>. Citra daun di-capture dengan menggunakan *scanner* dengan *background* putih. Citra daun menggunakan format JPEG dengan ukuran 1600×1200 piksel.
2. Implementasi menggunakan perangkat lunak MATLAB.

BAB 2

DASAR TEORI DAN KAJIAN PUSTAKA

2.1 Klasifikasi Tanaman melalui Daun

Klasifikasi tanaman sangatlah penting untuk berbagai bidang yang mendukung kehidupan manusia, termasuk dalam bidang makanan, obat-obatan, industri, agrikultur, biologi, dan lain sebagainya (Du dkk., 2007; Backes dkk., 2009; 2013; Arun dkk., 2013). Permasalahan muncul ketika proses identifikasi spesies dari suatu tanaman. Proses identifikasi tanaman merupakan pekerjaan yang memakan waktu yang cukup banyak dan bergantung pada tingkat keahlian individu yang melakukan proses identifikasi. Individu yang tidak memiliki pengetahuan mumpuni dalam bidang *taxonomy* menghabiskan waktu hingga berjam-jam untuk mengidentifikasi suatu tanaman. Untuk referensi, mahasiswa Biologi biasanya menghabiskan waktu selama dua jam untuk mengidentifikasi tanaman secara manual (Sosa dkk., 2013).

Ilmu yang meneliti karakteristik khusus bagian-bagian tanaman disebut *Plant Morphology* (Kaplan, 2001). Karakteristik khusus tersebut didapatkan melalui pengamatan pada bunga, biji, daun dan bagian batang (Backes dkk., 2009). Daun merupakan bagian yang paling sering digunakan dalam identifikasi tanaman karena memiliki ciri yang lebih spesifik dibandingkan karakteristik tanaman yang lainnya (Novotny dan Suk, 2013). Metode dalam mengenali ciri fisik daun adalah melalui observasi pada bentuk daun secara umum, misalnya bentuk urat atau tulang daun serta tekstur daun. Para ahli pada umumnya secara manual melakukan observasi detail pada bentuk umum daun. Bentuk umum yang diamati oleh para ahli biasanya bentuk dari puncak dan pangkal daun (Dirr, 2009). Klasifikasi daun biasanya membedakan daun berdasarkan bentuk dan tesktur. Klasifikasi daun jarang menggunakan fitur warna disebabkan warna berbagai daun yang relatif sama dan pada musim tertentu mengalami perubahan warna. (Muchtar dkk., 2016).

Identifikasi daun dapat dilakukan dengan melakukan observasi pada urat atau tulang daun serta pada bagian pinggiran daun. Pola urat daun yang terlihat

jelas akan dapat digunakan untuk mengidentifikasi ciri dari suatu tanaman. Pola urat daun dapat dikategorikan menjadi dua macam yaitu urat primer dan urat sekunder. Urat primer merupakan urat terbesar pada daun dan terdapat pada bagian bawah daun dan dianalogikan sebagai batang pada pohon. Sedangkan urat sekunder berbentuk lebih kecil daripada urat primer dan dianalogikan sebagai ranting utama pada pohon.

Tekstur juga sering dipakai untuk menentukan ciri khusus pada tanaman selain melalui bentuk daun. Tekstur daun dapat diidentifikasi dari sifat permukaan daun yang bermacam-macam seperti licin, halus, kasar dan lain sebagainya. Analisa tekstur dapat dilakukan secara cepat dengan menggunakan teknologi pengolahan citra digital. Walaupun belum ada definisi yang pasti dan jelas mengenai tekstur pada citra digital (Gonzales dan Woods, 2002). Tekstur pada citra digital umumnya dikaitkan pada pengukuran sifat-sifat citra seperti tingkat kekasaran (*coarseness*), kehalusan (*smoothness*) dan keteraturan (*regularity*). Sehingga tekstur dari citra digital daun dapat dianalisa sebagai keteraturan (*regularity*) dari pola-pola tertentu tekstur daun (Backes dkk., 2009; Casanova dkk., 2009). Pada penelitian ini, analisa tekstur daun dilakukan pada area permukaan daun yang bukan bagian dari urat daun utama.

Klasifikasi tanaman berdasarkan bentuk pinggiran dan urat daun yang memiliki kemiripan tinggi tentunya sangat sulit apabila dilakukan secara manual. Daun tanaman memiliki kemiripan yang tinggi dengan daun yang lainnya disebabkan oleh meningkatnya jumlah aneka flora dan variasinya. Oleh karena itu tekstur juga dibutuhkan untuk membantu proses klasifikasi daun terutama untuk daun yang memiliki kemiripan yang tinggi. Klasifikasi otomatis yang menggunakan sistem komputerisasi tentunya dapat sangat membantu masyarakat luas terutama peneliti di bidang ahli tanaman herbal, pertanian, perkebunan, dokter dan lain sebagainya. Sifat fraktal memiliki kemiripan karakteristik dengan ciri-ciri yang dimiliki oleh ciri daun (Du dkk., 2007; Bruno dkk., 2008; Du dkk., 2013). Konsep geometri fraktal dapat dipertimbangkan sebagai metode analisa bentuk dan tekstur citra daun. Sehingga sistem klasifikasi daun dapat menggunakan konsep fraktal untuk ekstraksi fitur tekstur dan bentuk daun.

2.2 Konsep Fraktal

Fraktal dalam bahasa latin yaitu *fractus* yang berarti tidak teratur (*irregular*) atau pecah (*broken*). Benoit B. Mandelbrot dalam bukunya *The Fractal Geometry of Nature* memperkenalkan konsep fraktal untuk pertamakalinya (Mandelbort, 1982). Fraktal merupakan cara yang tepat dan handal dalam mempresentasikan objek-objek alam serta membuat permodelan fenomena alam (Putra, 2010). Objek-objek pada alam semesta kebanyakan mempunyai model yang rumit dan tidak teratur (Du dkk., 2013). Contoh objek-objek tersebut misalnya seperti pepohonan, aliran sungai yang berliku-liku, jaringan pembuluh darah, syaraf pada retina, garis-garis telapak tangan, dan sebagainya. Pada umumnya objek-objek tersebut merupakan perulangan pada pola tertentu. Daun juga memiliki pola-pola perulangan tertentu yang dapat dianalisis dengan metode fraktal, namun dalam skala yang terbatas. Pola perulangan tertentu pada daun dapat dianalisa menggunakan metode fraktal namun dengan skala yang terbatas (Muchtar dkk., 2016).

2.3 Dimensi Fraktal

Fraktal bersifat mirip dengan diri sendiri (*self similarity*) yang menjadi karakteristik utama. Fraktal dapat memodelkan dan menganalisa objek alam yang tidak teratur dan rumit. Analisa dengan menggunakan fraktal dapat menghitung dimensi suatu objek. Fraktal jika dibandingkan dengan geometri Euclidean memiliki kelebihan yaitu dapat menghasilkan dimensi pecahan. Sedangkan geometri *Euclidean* hanya dapat menentukan dimensi bulat dari suatu objek.

Titik (point) dideskripsikan oleh Geometri *Euclidean* tidak memiliki dimensi karena tidak memiliki panjang, lebar maupun bobot. Garis (*line*) dideskripsikan oleh Geometri *Euclidean* berdimensi satu karena hanya memiliki panjang. Bidang (*plane*) dideskripsikan oleh Geometri *Euclidean* berdimensi dua karena memiliki panjang dan lebar. Ruang (*space*) dideskripsikan oleh Geometri *Euclidean* berdimensi tiga karena memiliki panjang, lebar dan tinggi. Geometri *Euclidean* mendefinisikan objek-objek seperti titik, garis, bidang dan space menggunakan bilangan bulat. Jika citra yang tidak beraturan didefinisikan oleh geometri Euclidean maka citra tersebut bernilai tidak jelas karena bukan merupakan garis

ataupun bidang yang sempurna. Sedangkan fraktal dapat menghitung citra yang tidak beraturan tersebut dalam bentuk pecahan. Fraktal dapat menentukan bahwa suatu objek yang tidak beraturan memiliki dimensi 1.3, 1.65, 2.23 dan lain sebagainya (Putra, 2010). Dimensi fraktal mendeskripsikan ketidak-beraturan dan banyaknya ruang yang ditempati oleh suatu objek. (Backes dkk., 2009). Contoh ekstraksi fitur dimensi fraktal terdapat pada Tabel 2.1.

Teknik yang sering digunakan untuk menentukan dimensi fraktal suatu citra adalah metode *Box Counting* (Voss, 1986; Bruno dkk., 2008). Rumus untuk menghitung dimensi fraktal citra objek dengan metode *Box Counting* adalah sebagai berikut:

$$D(s) = \log(N(s)) / \log(s) \quad (2.1)$$

dengan $N(s)$ adalah banyaknya kotak berukuran s yang berisi informasi citra objek dan $D(s)$ adalah dimensi fraktal citra objek dengan kotak berukuran s . Metode *Box Counting* (penghitungan kotak) adalah sebagai berikut (Putra, 2010):

1. Kotak-kotak dengan ukuran s membagi citra objek. Nilai s berubah dari 1 sampai $2k$, dengan $k = 0, 1, 2, \dots$ dan seterusnya dengan catatan $2k$ tidak lebih besar dari ukuran citra objek.
2. Hitung jumlah kotak $N(s)$ yang berisi bagian dari citra objek. Nilai $N(s)$ sangat tergantung pada s .
3. Hitung $D(s)$ dengan persamaan (2.1) untuk semua nilai s .
4. Garis lurus dibuat berdasarkan nilai $\log(N(s))$ sebagai sumbu y dan nilai-nilai $\log(s)$ sebagai sumbu x untuk setiap nilai s , kemudian hitung kemiringan (*slope*) dari garis lurus.
5. Nilai dari *slope* inilah yang merupakan dimensi fraktal dari suatu citra. *Slope* dari suatu garis lurus dapat dihitung dengan metode *least square* (Putra, 2010).

2.4 Lacunarity

Lacunarity diperkenalkan oleh Mandelbrot pada tahun 1982. Lacunarity yang rendah menunjukkan bahwa tekstur bersifat homogen, sebaliknya lacunarity yang tinggi menunjukkan bahwa tekstur bersifat heterogen (Backes, 2013; Kilic dan Abiyev, 2011). Nilai lacunarity yang tinggi berarti bahwa piksel menyebar

dalam rentang yang luas dan dikelilingi oleh gap (lubang) yang banyak dan berukuran besar (Kilic dan Abiyev, 2011). Awalnya, lacunarity muncul untuk mendeskripsikan karakteristik fraktal yang mempunyai dimensi sama namun memiliki penampakan berbeda (Dong, 2000; Backes, 2013). Hingga saat ini konsep lacunarity terus dikembangkan dalam menganalisis tekstur dan bersifat scale-dependant (Plotnick dkk., 1996; Dong, 2009; Backes, 2013; Mynt dan Lam, 2005). Metode yang paling sering digunakan dalam menghitung lacunarity dari suatu objek adalah metode gliding box (Allain dan Cloitre, 1991). Algoritma ini menganalisis citra dengan menerapkan kotak (box) yang bersifat overlapping dengan panjang r . Contoh ekstraksi fitur dimensi fraktal terdapat pada Tabel 2.2.

Algoritma gliding box dcontohkan pada penelitian (Plotnick dkk., 1996, Muchtar dkk., 2016) menunjukkan citra biner dengan ukuran 12×12 piksel. Sebuah box dengan ukuran $r \times r$ ($r=2$) kemudian diletakkan di sebelah kiri atas. Pada empat piksel dalam area kotak tersebut, terlihat bahwa dua piksel bernilai 1 berada dalam area kotak. Jumlah piksel yang berada dalam kotak disebut dengan box mass (massa kotak). Kotak kemudian bergerak satu kolom ke sebelah kanan dan massa kotak dihitung lagi. Proses ini kemudian berulang ke seluruh baris dan kolom hingga menghasilkan distribusi frekuensi dari massa kotak. Jumlah kotak dengan ukuran r yang memiliki S piksel bernilai 1 ditandai dengan $n(S,r)$ dan total jumlah kotak dengan ukuran r ditandai dengan $N(r)$. Jika ukuran citra adalah M , maka:

$$N(r) = (M - r + 1)^2 \quad (2.2)$$

Distribusi frekuensi ini kemudian dikonversi ke dalam distribusi probabilitas $Q(S,r)$ dengan membagi distribusi frekuensi tersebut terhadap jumlah kotak

$$Q(S,r) = n(S,r) / N(r) \quad (2.3)$$

Momen pertama dan kedua dari distribusi kemudian ditentukan dengan



$$Z^{(1)} = \sum S Q(S,r) \quad (2.4)$$

$$Z^{(2)} = \sum S^2 Q(S,r) \quad (2.5)$$



Sehingga nilai lacunarity Λ dari citra dengan 2 bisa didefinisikan dengan

$$\Lambda(r) = Z^{(2)} / (Z^{(1)})^2 \quad (2.6)$$

Tabel 2.1 Contoh hasil Ekstraksi Fitur Dimensi Fraktal

Citra Input	Citra Hasil Praproses	Fitur 1	Fitur 2	Fitur 3	...	Fitur n
		1.198192411	1.186278124	1.423794941	...	1.186278124

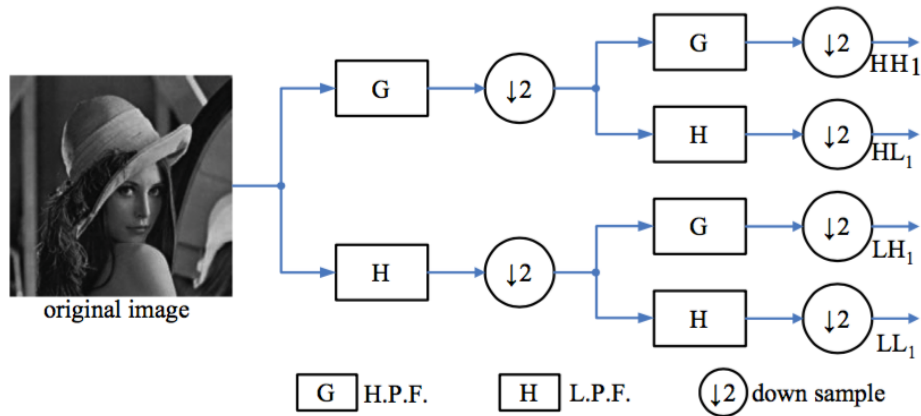
Tabel 2.2 Contoh hasil Ekstraksi Fitur Lacunarity

Citra Input	Citra Hasil Praproses	Fitur 1	Fitur 2	Fitur 3	...	Fitur n
		1.652050953	1.435350035	1.973050528	...	1.577924428

2.5 Wavelet

Discrete Wavelet Transform (DWT) memiliki kelebihan untuk menganalisa sinyal pada domain spasial dan frekuensi secara bersamaan. Selain itu, kelebihan DWT lainnya adalah kemampuan untuk menghasilkan fitur multiresolusi sehingga dapat menjadi teknik yang efektif untuk mendekomposisi citra menjadi beberapa *sub band* yang berbeda. *Sub band* citra yang didekomposisi tersebut memiliki karakteristik spesifik sehingga selanjutnya dapat digunakan untuk bermacam-macam aplikasi seperti *preprocessing*, ekstraksi fitur tekstur dan lain sebagainya (Hsia dkk., 2014).

Teknik transformasi wavelet memiliki fungsi yang dapat mempresentasikan suatu sinyal secara mudah dan efisien. Kelebihan utama dari teknik transformasi wavelet adalah kemampuannya untuk menganalisa citra pada domain frekuensi dan spasial secara simultan. Teknik transformasi wavelet telah berkembang menjadi teknik yang populer untuk analisa citra pada domain frekuensi dan spasial. Transformasi wavelet menggunakan 2-D Wavelet diilustrasikan pada Gambar 2.1. Masing-masing citra *sub band* memiliki fitur ciri yang special dan spesifik. Informasi fitur frekuensi rendah terdapat pada *sub band LL (approximation)* sedangkan informasi fitur frekuensi tinggi terdapat pada *HH (diagonal detail)*, *HL (vertical detail)* dan *LH (horizontal detail)*. Citra *sub band LL* dapat didekomposisi lagi sehingga menghasilkan citra *sub band 2 level* dibawahnya. Citra dapat didekomposisi menjadi citra *sub band* dengan berbagai macam level.



Gambar 2.1 Transformasi 2-D Wavelet (Hsia dkk., 2014).

2.6 K-fold Cross Validation System

Salah satu teknik untuk memvalidasi keakuratan suatu model yang dibangun menggunakan dataset tertentu adalah Cross Validation. Suatu model dibuat untuk melakukan klasifikasi atau prediksi terhadap suatu data baru. Ada kemungkinan data baru tersebut tidak terdapat pada dataset. Pada konfigurasi *k-fold cross validation* dataset D dibagi secara acak ke dalam k buah subset berukuran sama yang disebut dengan fold D_1, D_2, \dots, D_k . (Kohavi, 1995). Percobaan dilakukan sejumlah k -kali, dimana masing-masing percobaan menggunakan satu data partisi (*fold*) ke- k sebagai data uji dan memanfaatkan sisa partisi (*fold*) lainnya sebagai data latih. Cross validation dengan menggunakan nilai $k=10$ merupakan metode yang paling umum digunakan. Sampai saat ini belum ada ketentuan mengenai nilai k yang paling tepat untuk percobaan yang dilakukan. Nilai akurasi atau nilai pengukuran lainnya yang diperoleh dari nilai rata-rata dari seluruh pengujian tersebut.

2.7 Support Vector Machine

SVM (*Support Vector Machine*) diperkenalkan oleh Vapnik (1995) dan hingga kini digunakan pada banyak bidang penelitian seperti pengenalan pola, bioinformatika, diagnosa kanker, dan lain sebagainya (Li dkk., 2012). Menurut Nugroho dkk. (2003), SVM merupakan metode machine learning yang bertujuan menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua buah kelas pada input space. Beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah kelas : +1 dan -1. Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis

(hyperplane) yang memisahkan antara kedua kelas tersebut. Hyperplane pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur margin hyperplane tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin adalah jarak antara hyperplane tersebut dengan pattern terdekat dari masing-masing kelas. Pattern yang paling dekat ini disebut sebagai support vector. Pada SVM, terdapat parameter C berperan sebagai parameter penalty, yang menentukan seberapa besar nilai penalty yang akan kita berikan terhadap kesalahan klasifikasi. Saat pertama kali diperkenalkan, SVM hanya dapat mengklasifikasikan data ke dalam dua kelas (klasifikasi biner). Ada beberapa jenis kernel SVM, dengan tipe kernel yang paling umum digunakan adalah kernel linear. Penelitian lebih lanjut untuk mengembangkan SVM sehingga bisa mengklasifikasi data yang memiliki lebih dari dua kelas terus dilakukan. Salah satu metode untuk mengimplementasikan SVM multi-class adalah metode one against all. Pada metode ini, dibangun k buah model SVM biner (k adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi ke- i dilatih dengan label positif, dengan menggunakan keseluruhan data yang diberi label negatif.

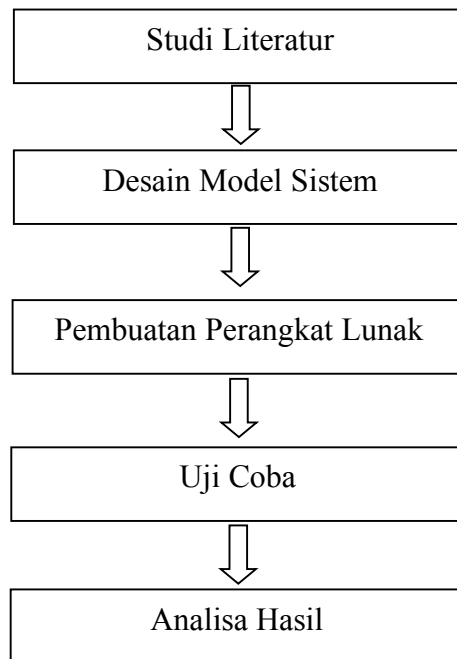
2.8 Penelitian Terkait

(Muchtar dkk., 2016) menggunakan metode penggabungan fitur dimensi fraktal dan lacunarity, metode ini terbukti berhasil memiliki hasil lebih baik menggunakan kombinasi fitur dimensi fraktal dan lacunarity jika dibandingkan dengan penggunaan fitur dimensi fraktal atau lacunarity secara terpisah. Namun akurasi klasifikasi pada fitur lacunarity masih rendah ketika bekerja sendiri, utamanya pada kasus banyak kelas dengan kemiripan yang tinggi. Selain itu ekstraksi fitur lacunarity juga memerlukan preprocessing dengan waktu komputasi yang tinggi untuk mendapatkan fitur yang optimal. Untuk mengatasi masalah ini peneliti mengusulkan kombinasi metode ekstraksi fitur baru dimana fitur fraktal dikombinasikan dengan wavelet. Ekstraksi fitur dengan kombinasi tersebut diharapkan mampu meningkatkan hasil akurasi dan mengurangi kompleksitas komputasi.

BAB 3

METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini melalui beberapa tahap meliputi (1) Studi Literatur, (2) Desain Model Sistem, (3) Pembuatan Perangkat Lunak, (4) Uji Coba, dan (5) Analisa Hasil. Alur tahapan-tahapan tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur Metoda Penelitian

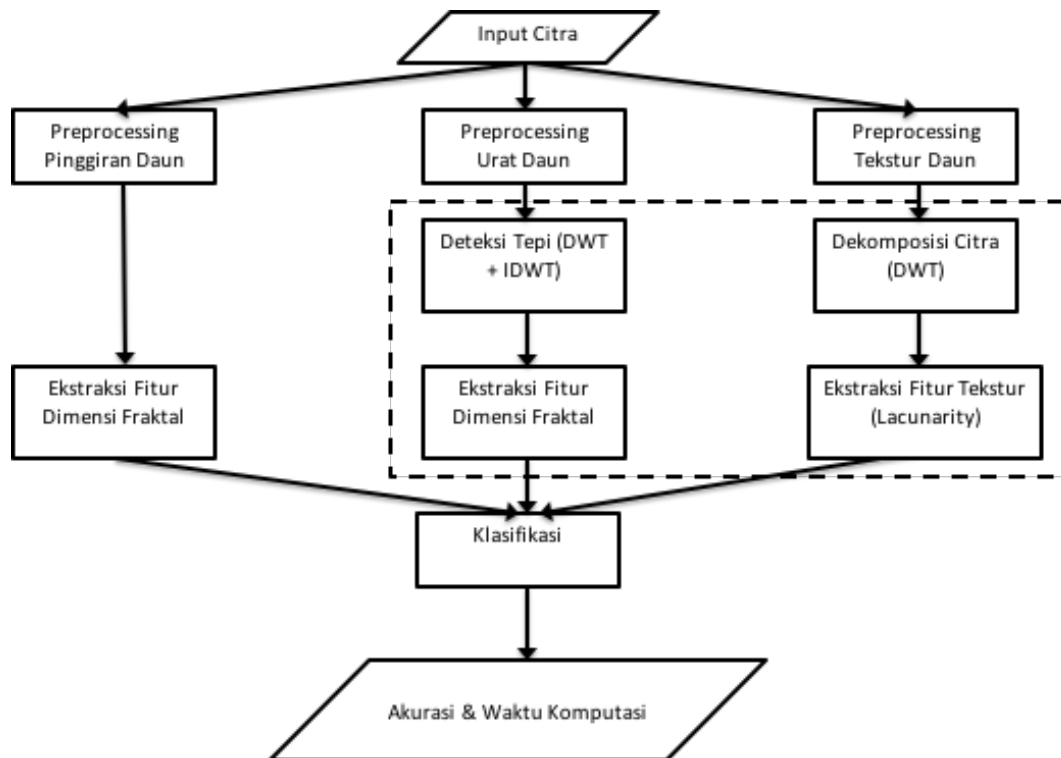
3.1 Studi Literatur

Studi literatur merupakan ujung tombak berhasil tidaknya sebuah penelitian, Studi literatur dilakukan untuk menggali informasi dan menganalisa perkembangan metodologi yang berkaitan dengan penelitian ini. Beberapa referensi yang dibutuhkan berkaitan dengan penelitian ini adalah :

1. Segmentasi untuk preprocessing citra daun.
2. Praproses dengan menggunakan *Discrete Wavelet Transform*.
3. Ekstraksi fitur bentuk dengan menggunakan Dimensi Fraktal.
4. Sistem klasifikasi *SVM* yang digunakan untuk penelitian.
5. Metode *k-fold Cross Validation* untuk evaluasi hasil klasifikasi.

3.2 Desain Model Sistem

Secara umum, desain model sistem yang digunakan untuk klasifikasi citra daun ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 *Framework* Sistem Klasifikasi Daun Berbasis Dimensi Fraktal dari Dekomposisi Wavelet

Gambar 3.2 menunjukkan fase-fase yang dilalui untuk melakukan klasifikasi citra daun. Fase-fase tersebut adalah *preprocessing*, ekstraksi fitur berbasis fraktal, ekstraksi fitur dari dekomposisi *discrete wavelet transform* dan yang terakhir adalah klasifikasi.

3.2.1 Data Penelitian

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset daun flavia yang tersedia untuk publik dan dapat diunduh di situs <http://flavia.sourceforge.net/>. Contoh dari dataset daun flavia ditunjukkan pada Gambar 3.3. Citra daun dengan *background* putih dicapture dengan menggunakan *scanner*. Citra tersebut berukuran 1600×1200 piksel dengan format *JPEG*. Dataset terdiri dari 18 kelas dengan jumlah data yang beragam untuk masing-masing kelas seperti ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Dataset Flavia

Label Kelas	Nama Spesies	Jumlah data per-kelas
1	<i>pubescent bamboo</i>	34
2	<i>Chinese horse chestnut</i>	36
3	<i>Chinese redbud</i>	37
4	<i>true indigo</i>	48
5	<i>Japanese maple</i>	37
6	<i>goldenrain tree</i>	29
7	<i>Chinese cinnamon</i>	37
8	<i>Japanese cheesewood</i>	36
9	<i>Sweet osmanthus</i>	29
10	<i>ginkgo</i>	36
11	<i>Crepe myrtle</i>	39
12	<i>Oleander</i>	33
13	<i>yew plum pine</i>	32
14	<i>Ford Woodlotus</i>	27
15	<i>Tangerine</i>	26
16	<i>Japan Arrowwood</i>	36
17	<i>Beales Barberry</i>	39
18	<i>Glossy Privet</i>	35



Gambar 3.3 Contoh dataset flavia.

3.2.2 Fase Preprocessing

Sebelum suatu citra mengalami proses lebih lanjut, perlu dilakukan tahap praproses (*preprocessing*). Teknik *preprocessing* adalah teknik yang digunakan untuk mempersiapkan citra yang akan diproses agar hasilnya sesuai dengan yang diinginkan. Citra hasil praproses diharapkan dapat digunakan secara maksimal pada tahap selanjutnya. Preprocessing diharapkan dapat menghasilkan citra yang dapat digunakan pada proses selanjutnya secara maksimal. Pada penelitian ini, proses segmentasi pinggiran dan urat daun menggunakan citra hasil preprocessing. Citra hasil segmentasi merupakan citra yang menjadi citra masukan pada proses ekstraksi fitur. Citra hasil proses segmentasi kemudian akan menjadi citra *input* untuk proses ekstraksi fitur.

Pada proses ekstraksi fitur bentuk dari pinggiran dan tekstur daun, terlebih dahulu dilakukan *preprocessing* agar menghasilkan fitur yang bersifat *translation* dan *rotation invariant*. Fitur yang bersifat *translation invariant* adalah fitur dimensi fraktal yang dihasilkan tetap sama atau tidak berubah dengan sangat signifikan jika citra mengalami pergeseran atau pergerakan dengan besar tertentu. Fitur yang bersifat *rotation invariant* adalah fitur dimensi fraktal yang bernilai tetap atau tidak berubah dengan signifikan jika citra masukan mengalami variasi rotasi atau perputaran yang beragam. Awalnya, citra akan dikonversi ke citra *grayscale* dan kemudian dikonversi lagi menjadi citra biner. Citra biner yang dihasilkan tidak sepenuhnya tersegmentasi dengan benar sehingga kemudian perlu dilakukan proses erosi dan dilasi dengan menerapkan *structuring element* “disk”. Proses erosi dan dilasi dilakukan untuk mengisi area pada citra. Agar fitur yang dihasilkan juga bersifat *rotation invariant*, perlu dilakukan proses perhitungan nilai panjang dari *major axis* dari citra biner (Chaki dkk., 2015). Nilai orientasi dari citra atau besar sudut θ antara major axis terhadap sumbu x (sumbu horizontal) kemudian dihitung. Besar sudut θ yang diperoleh sama dengan sudut rotasi citra. Supaya fitur yang dihasilkan nantinya juga bersifat *translation invariant*, maka dilakukan proses *shrinking*, yaitu citra akan secara otomatis di-*crop* sesuai dengan ukuran maksimum citra. Proses *shrinking* diterapkan pada citra biner dan citra *grayscale* yang telah dirotasi. Citra grayscale dan biner yang telah dirotasi pada proses sebelumnya kemudian dilakukan proses *shrinking*.

Untuk mendapatkan citra urat daun, terlebih dahulu dilakukan praproses dengan menerapkan teknik *preprocessing* yang sama dengan proses untuk mendapatkan pinggiran daun. Mendapatkan urat daun dan memisahkannya dari daun merupakan proses yang cukup rumit disebabkan oleh perbedaan kontras yang sangat rendah antara urat daun dan objek daun (Du dkk., 2013; Bruno dkk., 2008). Oleh karena itu, (Bruno dkk., 2008) menerapkan sebuah nilai *threshold* untuk melakukan segmentasi urat daun. Operasi dilasi dilakukan pada citra pinggiran daun dengan menggunakan *structuring element* “disk”. Citra hasil dilasi kemudian akan dijadikan *mask* pada citra segmentasi urat daun. (Du dkk., 2013) melakukan metode segmentasi yang bersifat *multi-thresholding* dalam memisahkan urat daun sehingga diperoleh lebih dari satu citra urat daun. Sehingga pada penelitian (Muchtar dkk., 2016) menggunakan penggabungan metode dari kedua penelitian tersebut. Dimana untuk memperoleh urat daun menggunakan ide dari (Du dkk., 2013) yang menggunakan lebih dari satu citra urat daun dengan nilai *threshold* yang berbeda, sedangkan untuk proses *masking* dilakukan dengan menggunakan metode dari (Bruno dkk., 2008).

Proses rotasi dan *shrinking* pada fase *preprocessing* memberikan hasil keluaran citra yang berukuran beragam. Citra dengan ukuran beragam akan mengakibatkan panjang fitur yang tidak sama, sehingga perlu dilakukan *resize* agar panjang atau lebar citra seragam. Citra yang sebelumnya telah melalui tahap *shrinking* kemudian di-*resize* berdasarkan *aspect ratio* dari citra. *Aspect ratio* adalah perbandingan antara panjang dan lebar citra (Chaki., 2015). Citra selanjutnya di-*resize* dengan menggunakan aturan tersebut *Aspect ratio R* dari citra daun dapat dihitung dengan menggunakan persamaan:

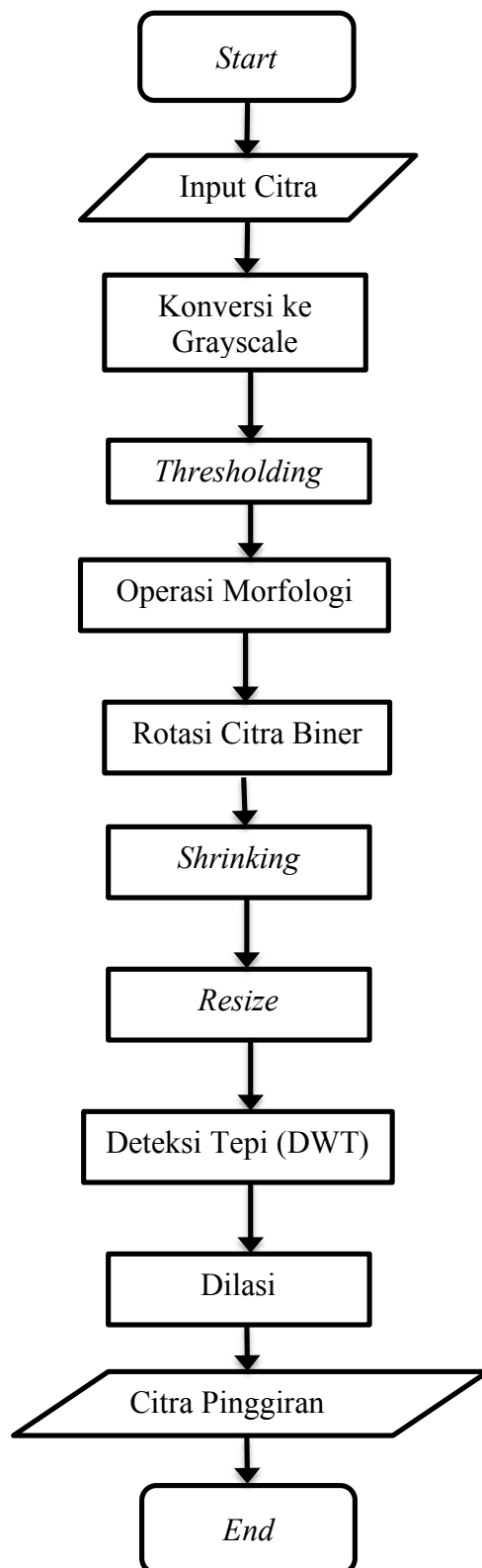
$$R = \text{panjang citra} / \text{lebar citra} \quad (3.1)$$

citra output dengan ukuran $m \times n$ yang dihasilkan sesuai dengan kriteria *aspect ratio R* yang telah ditentukan. Penetapan ukuran dengan *aspect ratio* ini adalah bertujuan agar fitur vektor yang dihasilkan memiliki panjang yang seragam dan bersifat *scale invariant*. Fitur *scale invariant* adalah fitur yang tidak berubah secara signifikan meskipun citra input mendapatkan perubahan skala dalam besaran tertentu.

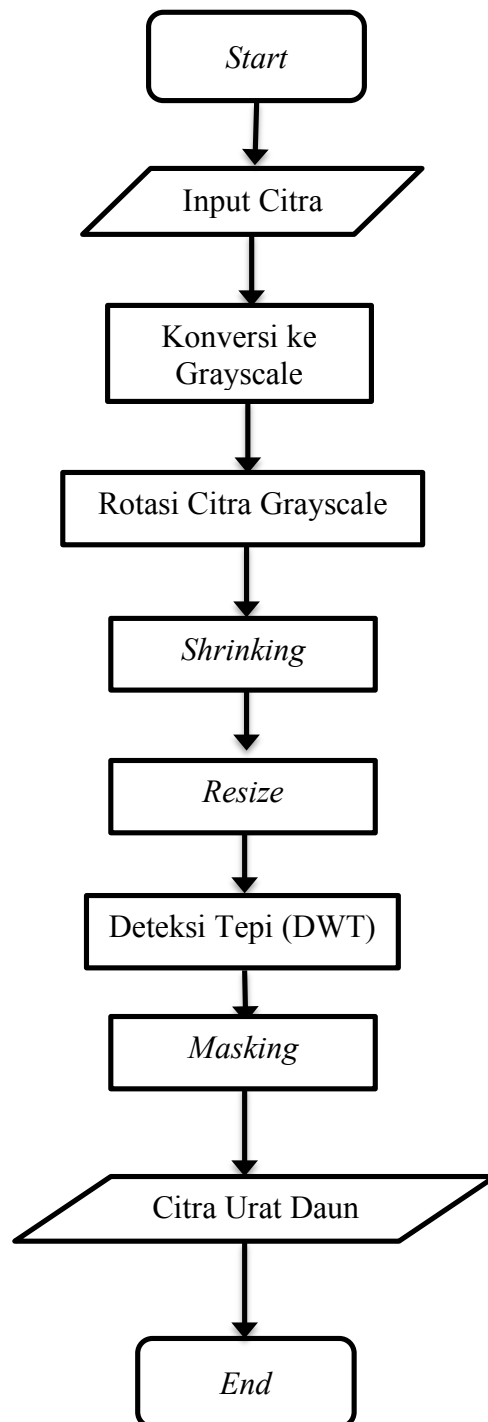
Selanjutnya citra output dari proses *resize* baik grayscale maupun biner dilakukan proses deteksi tepi dengan menggunakan teknik *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Deteksi tepi menggunakan teknik DWT dapat dilakukan dengan cara mendekomposisi citra menjadi empat sub citra. Empat sub citra yang didapatkan dari proses dekomposisi adalah HH, HL, LH, LL. Komponen sub citra yang tertentu dinolkan dan kemudian dilakukan proses Inverse Wavelet Transform (Gonzales dkk. 2009). Citra hasil deteksi tepi didapatkan dari proses Inverse Wavelet Transform yang telah dilakukan. Kemudian dilakukan operasi dilasi untuk mendapatkan masking yang nantinya digunakan pada praproses citra urat daun. Praproses untuk citra pinggiran daun ditunjukkan pada Gambar 3.4.

Praproses untuk mendapatkan citra urat daun hampir mirip dengan praproses untuk mendapatkan citra pinggiran daun. Perbedaannya citra grayscale tidak dithresholding menjadi citra biner melainkan langsung dilakukan rotasi, shrinking dan resize agar citra yang dihasilkan rotation dan translation invariant. Kemudian setelah melewati fase deteksi tepi dengan DWT, akan dilakukan proses masking dengan mask yang diperoleh dari praproses citra pinggiran daun seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.5. Praproses diadopsi dari penelitian (Muchtar dkk., 2016) dengan mengubah deteksi tepi menjadi berbasis dekomposisi wavelet.

Praproses untuk mendapatkan citra tekstur daun ditunjukkan pada Gambar 3.6. Pertama citra input dirubah kedalam bentuk grayscale. Citra grayscale kemudian di-*crop* kedalam ukuran 128x128 piksel. Citra grayscale telah di-*crop* kemudian didekomposisi menggunakan DWT menjadi beberapa sub citra. Beberapa sub citra tersebut nantinya diproses dengan ekstraksi fitur tekstur menggunakan lacunarity.



Gambar 3.4 Preprocessing citra pinggiran daun.

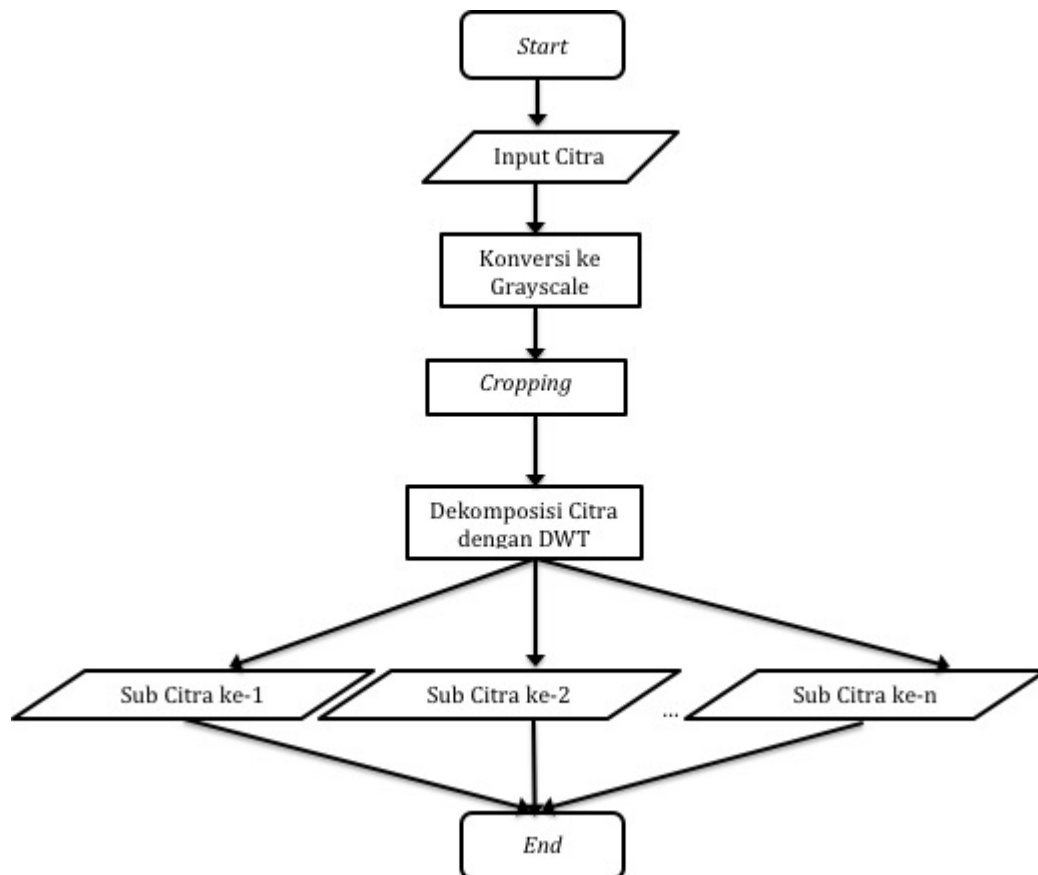


Gambar 3.5 Preprocessing citra urat daun.

3.2.3 Fase Ekstraksi Fitur Dimensi Fraktal dan Wavelet

Untuk memperoleh fitur berbasis fraktal dan wavelet dari daun, dilakukan beberapa kali fase proses ekstraksi fitur. Pertama, untuk memperoleh fitur dimensi

fraktal, ciri bentuk citra tepi dan urat daun dianalisis dengan menggunakan metode perhitungan dimensi fraktal yaitu *box counting* (Bruno dkk., 2008). Metode ini membandingkan hasil perhitungan log jumlah kotak $N(r)$ terhadap jumlah kotak ukuran r yang menutupi citra. Kemudian akan diperoleh fitur nilai dimensi fraktal $D1$ untuk citra pinggiran daun. Pada bagian urat daun dimensi fraktal $D2$ dari urat daun terdiri dari n fitur vektor citra hasil segmentasi.



Gambar 3.6 Preprocessing citra tekstur daun.

Citra tekstur daun dianalisa dengan menggunakan teknik *gliding box* (Plotnick, 1993; Backes, 2013) untuk mendapatkan fitur *lacunarity*. Teknik ini menggunakan kotak dengan ukuran r yang bergerak terhadap citra daun *grayscale* dan biner dimulai dari bagian kiri atas citra. Kemudian jumlah piksel bernilai 0 yang terdapat di dalam kotak akan dihitung. Setelah perhitungan di dalam kotak selesai dilakukan, distribusi frekuensi dari massa kotak tersebut kemudian dihitung sehingga dapat diperoleh nilai *lacunarity*.

Proses klasifikasi selanjutnya dapat dilakukan dengan menggunakan fitur dimensi fraktal dan *lacunarity*. Penggabungan fitur-fitur tersebut dilakukan

dengan menambahkan satu vektor fitur dengan vektor fitur lainnya. Sehingga menghasilkan sebuah fitur vektor sepanjang $1 \times n$, dimana n terdiri atas kombinasi antara fitur $D1$, $D2$ dan W . Adapun $D1$ adalah dimensi fraktal dari bentuk pinggiran daun. $D2$ adalah dimensi fraktal dari bentuk urat daun, dan W adalah fitur tekstur daun. Panjang fitur akan dipengaruhi oleh banyaknya fitur vektor dimensi fraktal dan fitur vektor tekstur yang diterapkan serta jumlah citra masukan.

3.2.4 Fase Ekstraksi Fitur Statistik

Fitur statistik didapatkan dari hasil dekomposisi citra masukan. Citra tepi daun dan tekstur daun hasil praproses kemudian akan dilakukan proses dekomposisi. Masing-masing sub citra hasil dekomposisi wavelet kemudian dihitung mean, standard deviasi dan entropy. Perhitungan mean didapatkan dengan menggunakan persamaan berikut :

$$\text{mean} = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N C(i,j) \quad (3.2)$$

sedangkan untuk perhitungan standard deviasi didapatkan dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\text{standard deviasi} = \sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N [C(i,j)]} \quad (3.3)$$

kemudian perhitungan entropy menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\text{entropy} = - \sum_{i,j=1}^N C(i,j) \log_2 C(i,j) \quad (3.4)$$

dimana $C(i,j)$ adalah sub citra hasil dekomposisi wavelet dengan ukuran sub citra $N \times N$. Fitur statistik yang didapatkan kemudian akan menjadi fitur untuk proses klasifikasi.

3.2.5 Fase Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi, dataset dibagi ke dalam 10 partisi (10 *K-fold Cross Validation*) dan klasifikasi dilakukan dengan menggunakan klasifikasi *support vector machine* (SVM).

3.3 Pembuatan Perangkat Lunak

Pada tahap ini, dilakukan implementasi terhadap desain yang telah dirancang sebelumnya. Implementasi dilakukan menggunakan perangkat lunak Matlab R2015b dengan memanfaatkan library yang sudah tersedia.

3.4 Uji coba

Pengujian sistem klasifikasi daun dilakukan dengan melakukan metode *k-fold cross validation* (Kohavi, 1995). Pada penelitian ini, pengujian sistem klasifikasi daun menggunakan nilai $k=10$. Sehingga apabila dilakukan *10-Fold Cross-Validation* maka dataset eksperimen daun D dibagi menjadi ke dalam 10 subset yang dilabeli sebagai data $D1, D2, D3, \dots, D10$.

Semua *dataset* dibagi menjadi 10 *fold* subset data. Satu subset digunakan sebagai data *testing* dan 9 subset lainnya digunakan sebagai data *training*. Prosedur ini dilakukan untuk masing-masing subset. Dengan kata lain dataset dibagi menjadi 90% untuk data training dan 10% untuk data testing untuk masing-masing subset. Untuk memperoleh nilai akurasi ataupun ukuran penilaian lainnya dari hasil pengujian yang dilakukan, maka diambil nilai pengukuran rata-rata dari seluruh pengujian tersebut.

Beberapa skenario eksperimen pada penelitian ini adalah dengan membandingkan hasil klasifikasi akurasi dan waktu komputasi dengan beberapa macam skenario ditunjukkan pada Tabel 3.2.

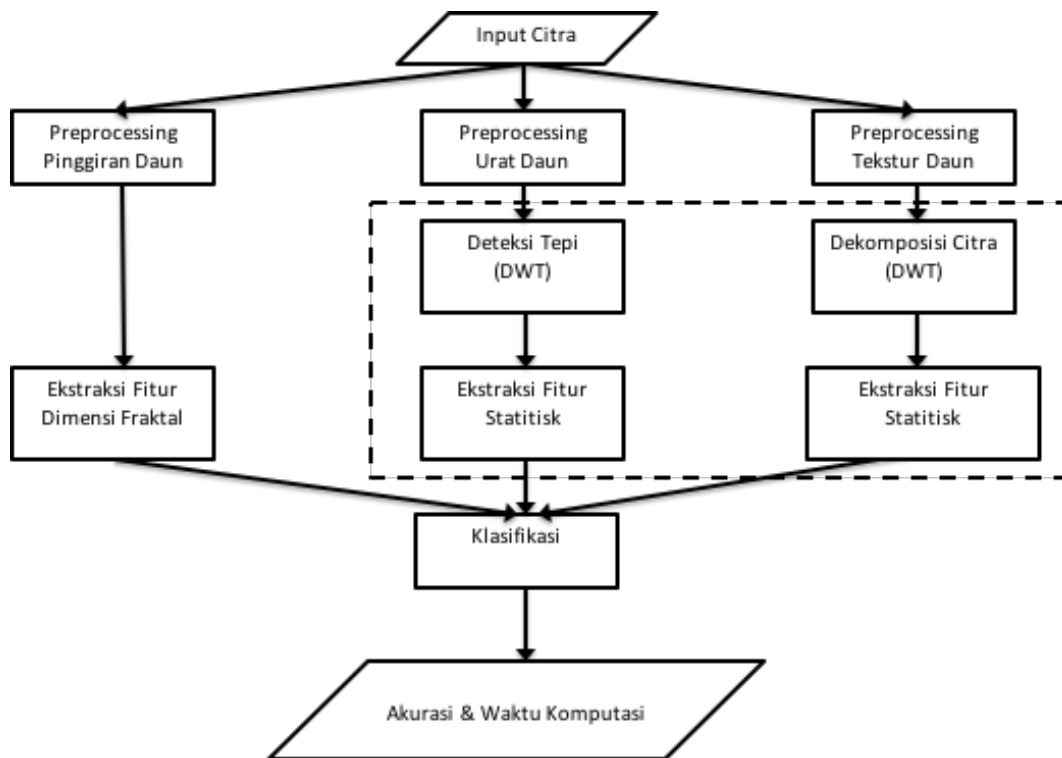
Penggabungan kombinasi skenario ini selanjutnya diamati pengaruhnya terhadap hasil klasifikasi. Pengukuran performa dari kombinasi fitur dilakukan dengan menghitung akurasi dan waktu komputasi. dan dibandingkan dengan metode yang diusulkan oleh (Muchtar, 2016). Contoh skema sistem klasifikasi daun pada skenario 10 ditunjukkan pada Gambar 3.7.

3.5 Analisa Hasil

Pada tahap ini dilakukan analisis dari hasil uji coba fitur dimensi fraktal, uji coba fitur wavelet, serta hasil uji coba dari penggabungan fitur dimensi fraktal dan wavelet. Diharapkan dari analisis uji coba ini akan diperoleh hasil yang sesuai dengan tujuan penelitian.

Tabel 3.2 Skenario Percobaan

No	Skenario	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	Dimensi Fraktal Pinggiran Daun	v							v	v	v	v	v
2	Dimensi Fraktal dengan praproses deteksi tepi canny (Urat Daun)		v						v				
3	Lacunarity dengan 6 Teknik Praproses (Tekstur)			v					v	v			
4	Dimensi Fraktal dengan praproses dekomposisi wavelet (Urat Daun)				v					v			v
5	Lacunarity dengan praproses dekomposisi wavelet (Tekstur)					v						v	v
6	Koefisien statistik dengan praproses dekomposisi wavelet (Urat Daun)						v				v	v	v
7	Koefisien statistik dengan praproses dekomposisi wavelet (Tekstur)							v			v		v



Gambar 3.7 *Framework* Sistem Klasifikasi Daun Berbasis Ekstraksi Fitur Statistik

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

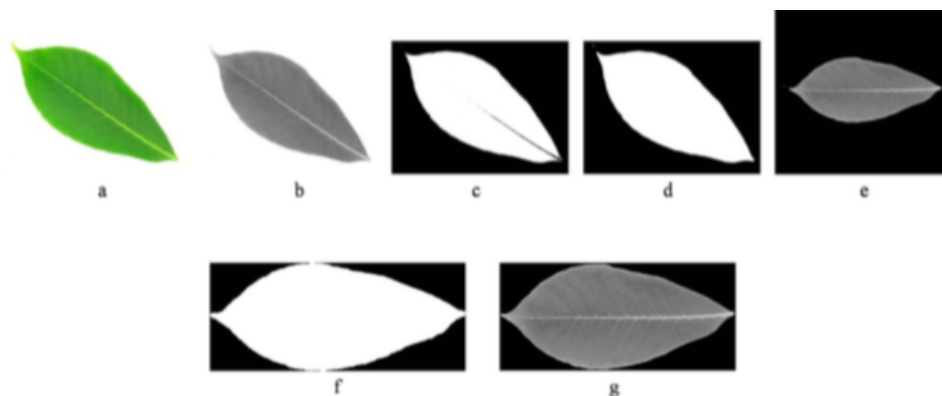
Pada bab ini akan dibahas tentang hasil uji coba dari penelitian yang telah dilakukan. Berdasarkan hasil coba maka akan dilakukan proses analisis untuk mengetahui beberapa hal yang akan menjadi kesimpulan dari penelitian ini.

4.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset flavia. Dataset terbagi menjadi 18 kelas. Pada penelitian ini total citra yang digunakan adalah 626 citra. Jumlah data pada masing-masing kelas bervariasi antara satu dengan lainnya ditunjukkan pada Tabel 3.1.

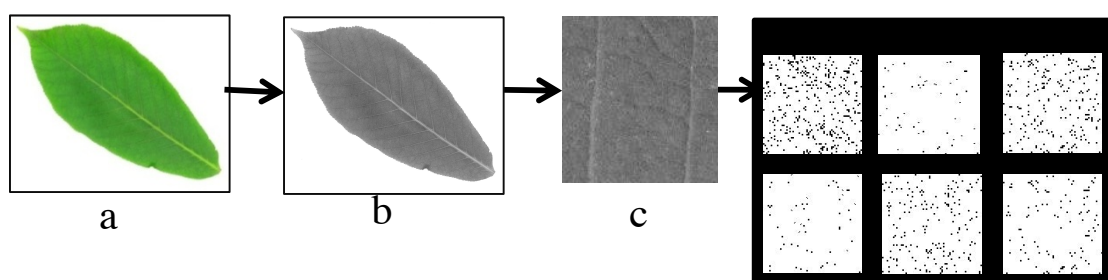
4.2 Praproses

Untuk memperoleh citra berupa pinggiran, tulang dan tekstur daun terlebih dahulu dilakukan praproses. Langkah-langkah untuk memperoleh citra yang digunakan untuk proses selanjutnya sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.1 menunjukkan hasil dari tahap praproses untuk memperoleh citra yang akan digunakan pada tahap segmentasi pinggiran dan urat daun. Citra contoh yang digunakan pada Gambar 4.1 adalah salah satu anggota citra daun dari kelas kedua yaitu dari kelas *Chinese horse chestnut*.



Gambar 4.1 Tahap praproses citra. (a): citra asli; (b): citra *grayscale*; (c): citra biner; (d): citra hasil dilasi dan erosi; (e): citra hasil rotasi; (f): citra biner hasil *shrinking* dan *resize*; (g): citra *grayscale* hasil *shrinking* dan *resize*.

Pada Gambar 4.1, citra masukan adalah citra RGB berukuran 1600×1200 piksel. Citra ini kemudian dikonversi ke citra grayscale dan biner. Citra biner tidak sepenuhnya tersegmentasi sehingga dilakukan proses dilasi dan erosi, kemudian dilanjutkan dengan tahap rotasi agar citra bersifat rotation invariant. Agar citra bersifat invariant terhadap translasi, maka dilakukan proses shrinking dan resize pada citra biner dan citra grayscale yang telah dirotasi. Hasil akhir dari tahap praproses adalah terbentuknya satu citra biner yang kemudian diambil bentuk pinggiran daun dan satu citra grayscale yang kemudian diambil bentuk akan menjadi masukan pada tahap ekstraksi fitur dimensi fraktal.



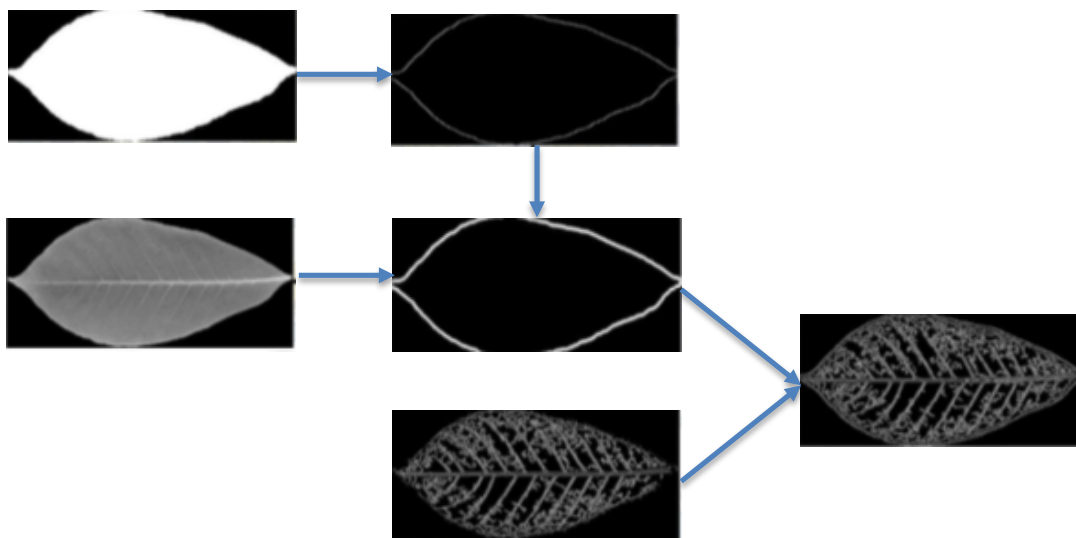
Gambar 4.2 Tahapan praproses untuk mendapatkan tekstur daun

Gambar 4.2 merupakan tahapan praproses untuk memperoleh tekstur dari daun. Awalnya, dilakukan proses konversi citra RGB ke citra grayscale, dilanjutkan dengan tahapan cropping sehingga menghasilkan citra berukuran 128×128 piksel. Selanjutnya citra didekomposisi berdasarkan menjadi beberapa sub citra. Hasil dekomposisi citra kemudian dideteksi tepinya dengan cara membuat komponen sub citra tertentu menjadi nol. Setelah komponen sub citra tertentu tersebut diset menjadi nol, beberapa komponen sub citra tersebut akan di invers menjadi satu citra utuh yang telah dideteksi tepinya. Citra utuh inilah yang akan dihitung fitur lacunarity.

4.2.1 Deteksi Tepi Pinggiran dan Urat Daun

Tepi atau contour dari citra daun diperoleh dengan menerapkan operator deteksi tepi DWT pada citra biner. Untuk memperoleh mask dari tepi daun, maka dilakukan proses dilasi pada citra tepi daun. Citra tulang daun juga diperoleh melalui penerapan operator deteksi tepi DWT pada citra grayscale. Selanjutnya citra dilakukan proses masking citra tulang daun dengan menggunakan citra

pinggiran daun. Hasil proses segmentasi adalah citra pinggiran daun hasil dilasi dan citra urat daun hasil masking (citra tulang daun tanpa tepi). Gambar 4.3 menunjukkan proses deteksi tepi pinggiran dan urat daun.



Gambar 4.3 Tahapan Deteksi Tepi Pinggiran dan Urat Daun

4.3 Ekstraksi Fitur

Berikut ini adalah hasil proses ekstraksi fitur dari citra daun, dengan mengambil salah satu contoh daun spesies Chinese horse chestnut dari kelas 2. Tahap ekstraksi fitur terdiri atas dua proses utama, yaitu perhitungan nilai dimensi fraktal dan perhitungan nilai lacunarity. Perhitungan nilai dimensi fraktal dengan metode box counting diterapkan pada citra pinggiran daun dan citra tulang daun hasil segmentasi sebelumnya. Perhitungan nilai lacunarity dengan metode gliding box diterapkan pada citra tekstur daun hasil preprocessing. Sedangkan nilai koefisien statistika didapatkan dengan cara menghitung mean, standard deviasi dan entropy (Doshi dkk., 2013).

4.3.1 Ekstraksi Fitur Dimensi Fraktal

Untuk memperoleh fitur dimensi fraktal dari citra pinggiran daun, maka diterapkan metode box counting pada citra masukan. Kemudian dilakukan proses perhitungan nilai fitur dimensi fraktal dari pinggiran daun, yang diperoleh dari grafik perbandingan log banyaknya kotak $N(r)$ terhadap log ukuran kotak r . Berdasarkan grafik, diperoleh koordinat nilai-nilai x dan y yang cocok (fit) terhadap persamaan garis lurus pada kurva perbandingan $\log N(r)$ terhadap r . Nilai

kemiringan (slope) atau m dari persamaan garis lurus $y=mx+b$ kemudian dihitung. Nilai slope ini merupakan nilai dimensi fraktal dari citra masukan, sedangkan diff value (nilai perbedaan) merupakan nilai hasil perbandingan $\log N(r)$ terhadap r pada sepanjang garis lurus yang membentuk sebuah vektor. Nilai ini kemudian digabungkan dengan nilai slope (dimensi fraktal), sehingga diperoleh fitur vektor akhir D1 untuk citra pinggiran daun. Perlakuan yang sama juga diberikan pada citra urat daun yang menjadi masukan kedua pada proses perhitungan dimensi fraktal. Fitur vektor D2 juga dihasilkan dari proses perhitungan dimensi fraktal dari citra urat daun ini. Fitur vektor D1 hasil perhitungan dimensi fraktal dari citra pinggiran daun kemudian digabungkan dengan fitur vektor D2 hasil perhitungan dimensi fraktal citra urat daun. Gabungan fitur ini dianggap mampu merepresentasikan keunikan bentuk dari citra daun yang menjadi contoh.

4.3.2 Ekstraksi Fitur Lacunarity

Metode gliding box diterapkan untuk memperoleh fitur vektor lacunarity dari citra masukan. Pada metode ini, beragam ukuran kotak r diterapkan pada citra tekstur daun. Citra tekstur daun hasil praproses memiliki ukuran sebesar 128×128 piksel. Untuk menghitung nilai lacunarity, awalnya kotak yang bersifat overlap bergerak dari kiri ke kanan citra. Jumlah piksel yang ada dalam setiap kotak r kemudian dihitung sehingga menghasilkan distribusi frekuensi. Lacunarity diperoleh dengan persamaan yang telah dijelaskan pada Bab 2, sehingga pada citra ini diperoleh nilai lacunarity. Perlakuan yang sama diberikan kepada sub citra tekstur yang menjadi citra masukan dalam proses perhitungan lacunarity. Fitur vektor yang terbentuk dari proses ini terdiri dari nilai lacunarity pada masing-masing sub citra.

4.3.3 Ekstraksi Fitur Koefisien Statistika

Metode untuk mendapatkan fitur statistik dari sub citra yang dihasilkan oleh dekomposisi wavelet diterapkan pada citra urat dan tekstur. Pada metode ini, perhitungan mean, standard deviasi dan entropy diterapkan pada citra urat dan tekstur daun. Untuk menghitung nilai statistik, awalnya citra didekomposisi menjadi beberapa sub citra. Masing-masing sub citra kemudian dihitung fitur statistiknya (mean, standard deviasi dan entropy) sehingga menghasilkan vektor fitur. Fitur statistik diperoleh dengan persamaan yang telah dijelaskan pada

penelitian (Doshi dkk., 2013), sehingga pada citra ini diperoleh nilai statistik. Perlakuan yang sama diberikan kepada sub citra tekstur yang didekomposisi lagi pada konfigurasi dekomposisi lebih dari satu level. Fitur vektor yang terbentuk dari proses ini terdiri dari nilai statistika pada masing-masing sub citra.

4.4 Uji Coba

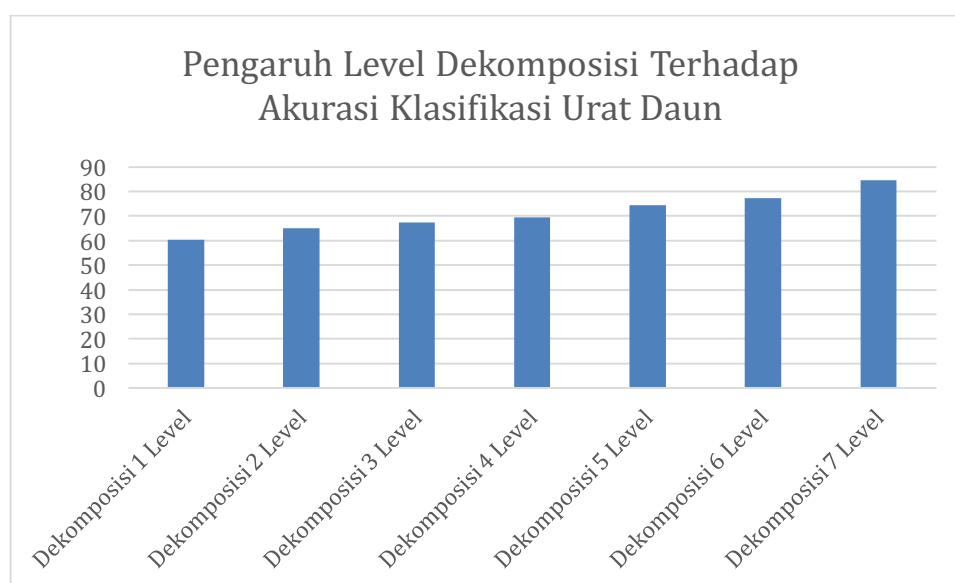
Pada penelitian ini dilakukan beberapa uji coba sesuai dengan rancangan yang telah ditentukan pada Bab 3. Uji coba ini bertujuan untuk membuktikan hipotesis bahwa terdapat pengaruh pada waktu komputasi dan akurasi dengan menggunakan praproses dekomposisi wavelet pada dimensi fraktal pada analisis bentuk dengan lacunarity pada analisis tekstur pada kasus klasifikasi daun. Semua percobaan dilakukan dengan menerapkan pengklasikasi Support Vector Machine (SVM) yang bersifat multi-kelas. Performa dari sistem divalidasi dengan menggunakan k-Fold validation system dengan $k = 10$. Untuk memperoleh nilai akurasi klasifikasi, dilakukan perhitungan nilai rata-rata dari hasil klasifikasi dari tiap fold. Skenario yang diuji coba adalah pengaruh level dekomposisi wavelet terhadap fitur dimensi fraktal pada citra urat dan tekstur daun serta pengaruh level dekomposisi wavelet terhadap fitur koefisien statistik wavelet pada citra urat dan tekstur daun.

4.4.1 Pengaruh Level Dekomposisi terhadap Fitur Dimensi Fraktal

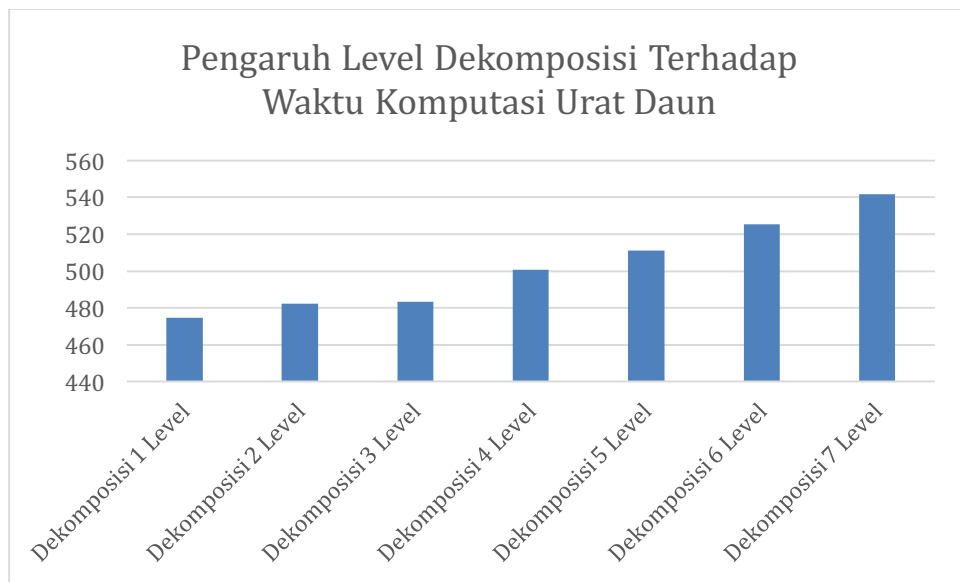
Ujicoba dilakukan untuk mengetahui pengaruh level dekomposisi terhadap fitur dimensi fraktal urat daun pada deteksi tepi wavelet. Dalam pengujian ini metode pengukuran yang dipakai adalah akurasi dan waktu komputasi. Semakin besar akurasi yang dihasilkan semakin bagus dan semakin kecil waktu komputasi yang dibutuhkan juga semakin bagus. Akurasi dan waktu dari masing penggabungan skenario ditunjukkan pada Tabel 4.4, Gambar 4.3 dan Gambar 4.4.

Tabel 4.1 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing level dekomposisi pada citra tulang daun menggunakan deteksi tepi DWT

No	Skenario	Akurasi Klasifikasi (SVM) (%)	Waktu (detik)
1	Fitur Dimensi Fraktal (Tulang Daun) dari deteksi tepi DWT (1 level dekomposisi)	60.46	474.55
2	Fitur Dimensi Fraktal (Tulang) dari deteksi tepi DWT (2 level dekomposisi)	64.98	482.23
3	Fitur Dimensi Fraktal (Tulang) dari deteksi tepi DWT (3 level dekomposisi)	67.30	483.28
4	Fitur Dimensi Fraktal (Tulang) dari deteksi tepi DWT (4 level dekomposisi)	69.50	500.64
5	Fitur Dimensi Fraktal (Tulang) dari deteksi tepi DWT (5 level dekomposisi)	74.34	511.05
6	Fitur Dimensi Fraktal (Tulang) dari deteksi tepi DWT (6 level dekomposisi)	77.30	525.41
7	Fitur Dimensi Fraktal (Tulang) dari deteksi tepi DWT (7 level dekomposisi)	84.66	541.71



Gambar 4.4 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Klasifikasi Urat Daun



Gambar 4.5 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Waktu Komputasi Klasifikasi Urat Daun.

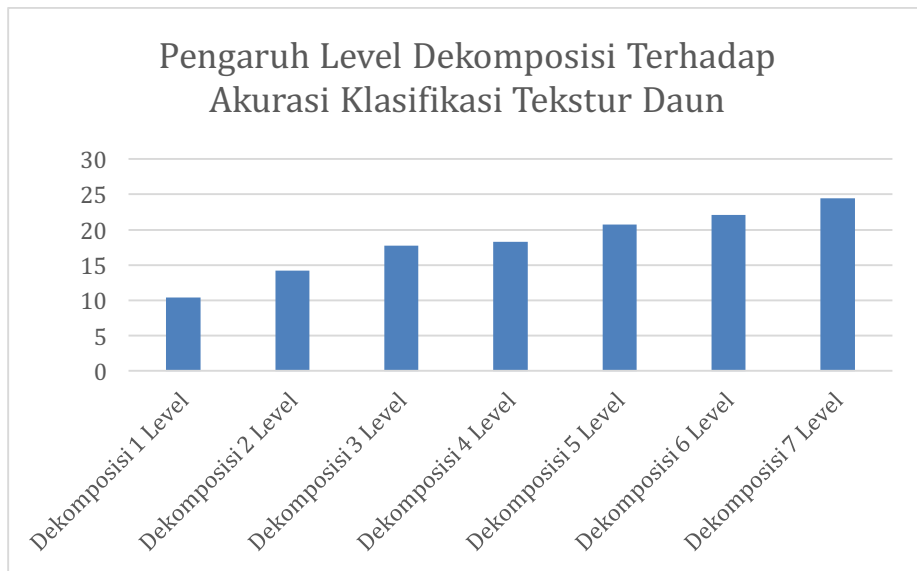
4.4.2 Pengaruh Level Dekomposisi terhadap Fitur Lacunarity (Tekstur)

Ujicoba dilakukan untuk mengetahui pengaruh level dekomposisi terhadap fitur lacunarity tekstur daun pada dekomposisi wavelet. Dalam pengujian ini metode pengukuran yang dipakai adalah akurasi dan waktu komputasi.

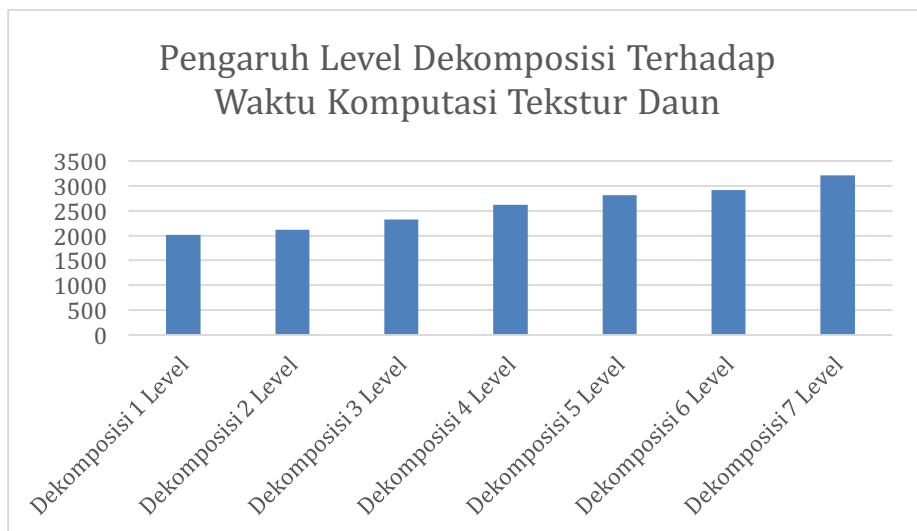
Tabel 4.2 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing level dekomposisi pada citra tekstur daun menggunakan dekomposisi DWT

No	Skenario	Akurasi Klasifikasi (SVM) (%)	Waktu (detik)
1	Fitur Lacunarity dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (1 level dekomposisi)	10.38	2012.61
2	Fitur Lacunarity dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (2 level dekomposisi)	14.21	2118.37
3	Fitur Lacunarity dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (3 level dekomposisi)	17.73	2319.16
4	Fitur Lacunarity dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (4 level dekomposisi)	18.28	2620.92
5	Fitur Lacunarity dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (5 level dekomposisi)	20.76	2821.72
6	Fitur Lacunarity dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (6 level dekomposisi)	22.08	2923.16
7	Fitur Lacunarity dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (7 level dekomposisi)	24.44	3216.23

Semakin besar akurasi yang dihasilkan semakin bagus dan semakin kecil waktu komputasi yang dibutuhkan juga semakin bagus. Akurasi dan waktu dari masing penggabungan skenario ditunjukkan pada Tabel 4.2, Gambar 4.5 dan Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Klasifikasi Tekstur Daun



Gambar 4.7 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Waktu Komputasi Klasifikasi Tekstur Daun

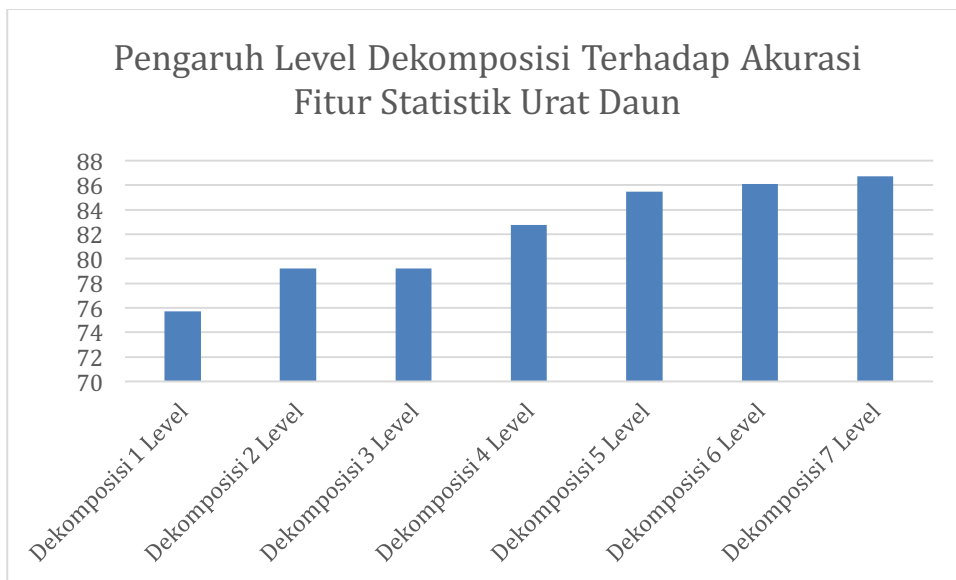
4.4.3 Fitur Statistik Urat Daun

Ujicoba dilakukan untuk mengetahui pengaruh level dekomposisi terhadap fitur statistik urat daun pada deteksi tepi wavelet. Dalam pengujian ini metode pengukuran yang dipakai adalah akurasi dan waktu komputasi. Semakin besar

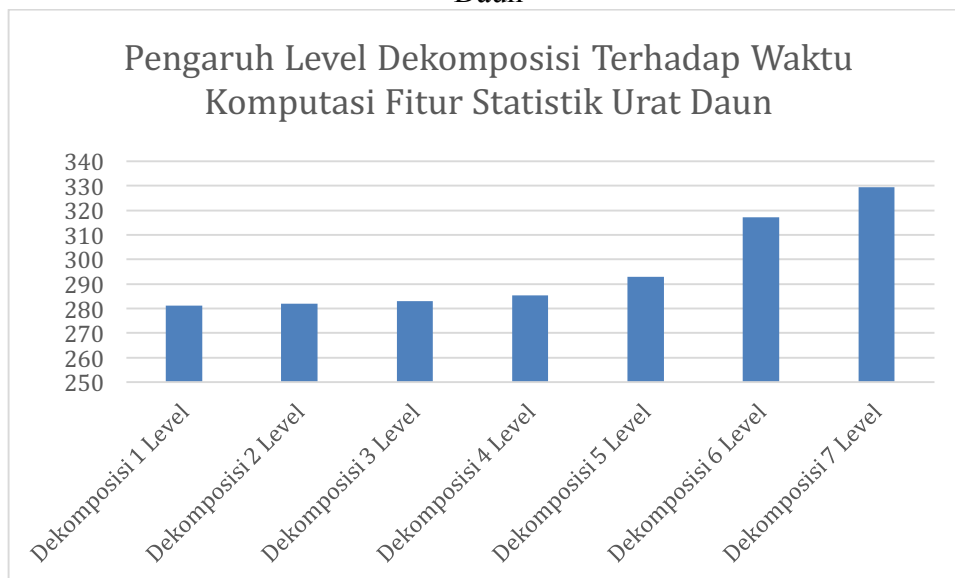
akurasi yang dihasilkan semakin bagus dan semakin kecil waktu komputasi yang dibutuhkan juga semakin bagus. Akurasi dan waktu dari masing penggabungan skenario ditunjukkan pada Tabel 4.3, Gambar 4.7 dan Gambar 4.8.

Tabel 4.3 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing level dekomposisi pada citra tulang daun menggunakan dekomposisi DWT

No	Skenario	Akurasi Klasifikasi (SVM)(%)	Waktu (detik)
1	Fitur Statistik Dekomposisi Wavelet dari tulang daun (1 level dekomposisi)	75.71	281.09
2	Fitur Statistik Dekomposisi Wavelet dari tulang daun (2 level dekomposisi)	79.23	282.02
3	Fitur Statistik Dekomposisi Wavelet dari tulang daun (3 level dekomposisi)	79.23	283.10
4	Fitur Statistik Dekomposisi Wavelet dari tulang daun (4 level dekomposisi)	82.74	285.41
5	Fitur Statistik Dekomposisi Wavelet dari tulang daun (5 level dekomposisi)	85.46	292.98
6	Fitur Statistik Dekomposisi Wavelet dari tulang daun (6 level dekomposisi)	86.10	317.09
7	Fitur Statistik Dekomposisi Wavelet dari tulang daun (7 level dekomposisi)	86.74	329.33



Gambar 4.8 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Klasifikasi Urat Daun



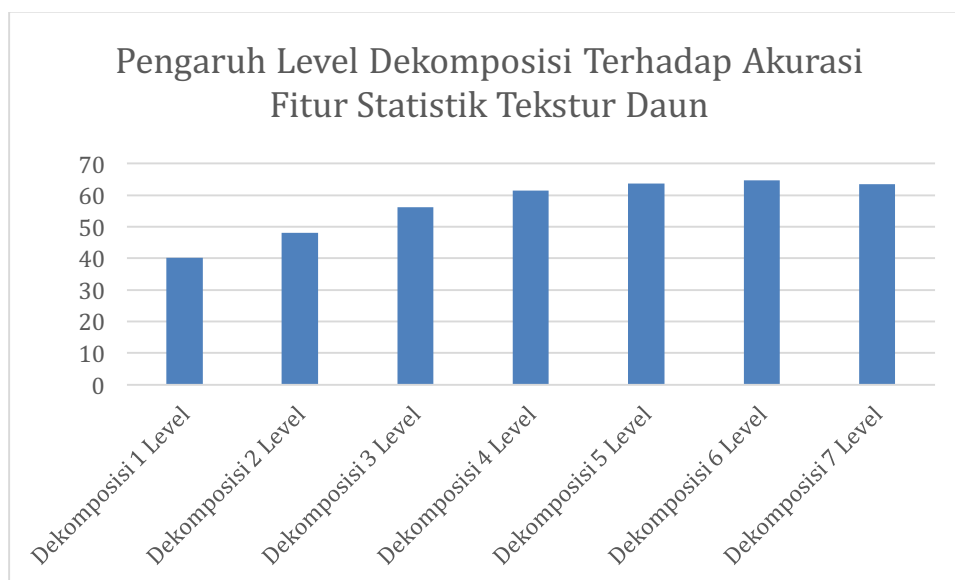
Gambar 4.9 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Waktu Komputasi Klasifikasi Urat Daun

4.4.4 Fitur Statistik Tekstur Daun

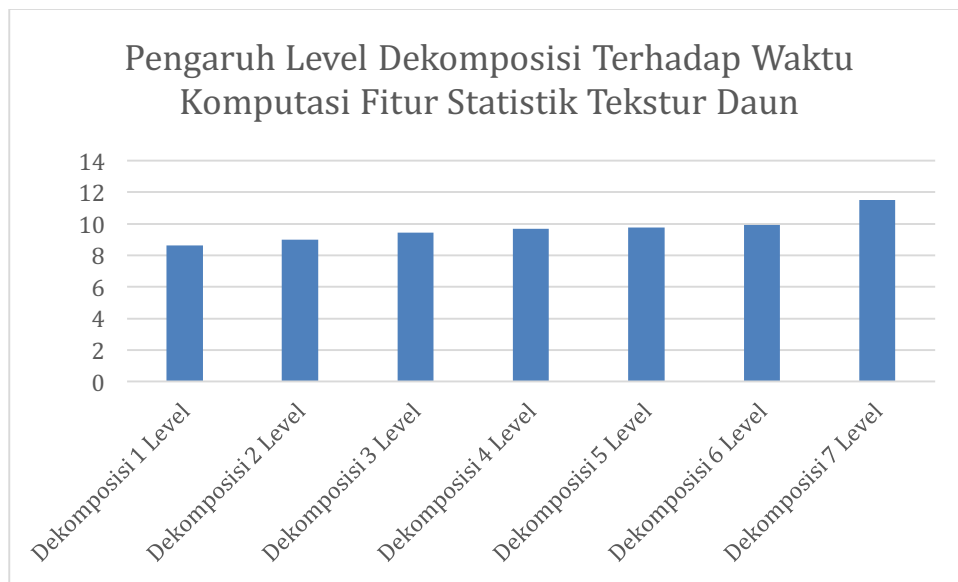
Ujicoba dilakukan untuk mengetahui pengaruh level dekomposisi terhadap fitur statistik tekstur daun pada dekomposisi wavelet. Dalam pengujian ini metode pengukuran yang dipakai adalah akurasi dan waktu komputasi. Semakin besar akurasi yang dihasilkan semakin bagus dan semakin kecil waktu komputasi yang dibutuhkan juga semakin bagus. Akurasi dan waktu dari masing penggabungan skenario ditunjukkan pada Tabel 4.4, Gambar 4.9 dan Gambar 4.10.

Tabel 4.4 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing level dekomposisi pada citra tekstur daun menggunakan dekomposisi DWT

No	Skenario	Akurasi Klasifikasi (SVM)(%)	Waktu (detik)
1	Fitur Statistik dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (1 level dekomposisi)	40.25	8.63
2	Fitur Statistik dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (2 level dekomposisi)	48.08	8.97
3	Fitur Statistik dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (3 level dekomposisi)	56.23	9.44
4	Fitur Statistik dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (4 level dekomposisi)	61.34	9.67
5	Fitur Statistik dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (5 level dekomposisi)	63.73	9.76
6	Fitur Statistik dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (6 level dekomposisi)	64.73	9.90
7	Fitur Statistik dari Dekomposisi Wavelet (Tekstur Daun) (7 level dekomposisi)	63.41	11.52



Gambar 4.10 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Komputasi Klasifikasi Urat Daun



Gambar 4.11 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Komputasi Klasifikasi Tekstur Daun

4.5.4 Gabungan Beberapa Skenario

Ujicoba dilakukan dengan menggabungkan beberapa skenario dari uji coba fitur yang telah dilakukan. Penggabungan skenario ditunjukkan pada Tabel 3.2. Dalam pengujian ini metode pengukuran yang dipakai adalah akurasi dan waktu komputasi. Akurasi dan waktu dari masing penggabungan skenario ditunjukkan pada Tabel 4.5.

4.5 Pembahasan hasil uji coba

4.5.1 Analisa Level Dekomposisi terhadap Fitur Dimensi Fraktal

Percobaan membuktikan bahwa adanya pengaruh level dekomposisi terhadap akurasi dan waktu komputasi menggunakan dimensi fraktal. Dengan menerapkan metode *box counting* pada citra tulang daun, dilakukan percobaan dengan menggunakan 626 citra daun dari 18 kelas berbeda untuk mengetahui apakah variasi dalam level dapat mempengaruhi akurasi. Tabel 4.1 menunjukkan hasil klasifikasi pada uji coba ini. Hasil uji coba menunjukkan nilai akurasi sebesar 60.46% untuk *dataset* yang mengalami proses dekomposisi 1 level serta 84.66% untuk citra yang mengalami dekomposisi 7 level. Hal ini menunjukkan bahwa dengan semakin banyak level dekomposisi, maka hasil klasifikasi menjadi lebih tinggi karena semakin banyaknya variasi dalam citra yang dihasilkan. Hasil percobaan juga menunjukkan bahwa dengan semakin banyak level dekomposisi,

maka waktu komputasi menjadi lebih tinggi. Namun kenaikan akurasi berhenti di titik tertinggi pada 7 level dekomposisi. Pada dekomposisi lebih dari 7 level akurasi cenderung menurun.

Tabel 4.5 Akurasi dan waktu komputasi masing-masing skenario dan gabungan dari beberapa skenario.

No	Skenario	Akurasi Klasifikasi (SVM)(%)	Waktu (detik)
1	Dimensi Fraktal Pinggiran Daun	63.35	200.00
2	Dimensi Fraktal dengan praproses deteksi tepi canny (Urut Daun)	85.78	353.44
3	Lacunarity dengan 6 Teknik Praproses (Tekstur)	72.68	2370.96
4	Dimensi Fraktal dengan praproses dekomposisi wavelet (Pinggiran dan Urut Daun)	84.66	505.50
5	Lacunarity dengan praproses dekomposisi wavelet (Tekstur)	21.08	3216.23
6	Koefisien statistik dengan praproses dekomposisi wavelet (Pinggiran dan Urut Daun)	86.74	329.33
7	Koefisien statistik dengan praproses dekomposisi wavelet (Tekstur)	63.41	9.90
8	Gabungan skenario 1, 2, 3	96.00	2924.40
9	Gabungan skenario 1, 3 dan 4	87.85	3921.73
10	Gabungan skenario 1, 6 dan 7	96.66	525.82
11	Gabungan skenario 1, 5 dan 6	88.65	3745.56
12	Gabungan skenario 1, 4, 5, 6 dan 7	92.49	4247.55

4.5.2 Analisa Level Dekomposisi terhadap Fitur Lacunarity (Tekstur)

Percobaan membuktikan bahwa adanya pengaruh level dekomposisi terhadap akurasi dan waktu komputasi menggunakan lacunarity. Dengan menerapkan metode *gliding box* pada citra tekstur daun, dilakukan percobaan dengan menggunakan 626 citra daun dari 18 kelas berbeda untuk mengetahui apakah variasi dalam level dekomposisi dapat mempengaruhi akurasi dan waktu komputasi. Tabel 4.2 menunjukkan hasil klasifikasi pada uji coba ini. Hasil uji coba menunjukkan nilai akurasi sebesar 10.38% untuk *dataset* yang mengalami proses dekomposisi 1 level serta 24.44% untuk citra yang mengalami dekomposisi 7 level. Hal ini menunjukkan bahwa dengan semakin banyak level dekomposisi, maka hasil klasifikasi menjadi lebih tinggi karena semakin banyaknya variasi dalam citra yang dihasilkan. Namun kenaikan akurasi berhenti di titik tertinggi

pada 7 level dekomposisi. Pada dekomposisi lebih dari 7 level akurasi cenderung menurun.

4.5.3 Analisa Level Dekomposisi terhadap Fitur Koefisien Statistik (Urut)

Percobaan membuktikan bahwa adanya pengaruh level dekomposisi terhadap akurasi dan waktu komputasi menggunakan fitur koefisien statistik. Dengan menerapkan metode perhitungan statistik pada citra urat daun, dilakukan percobaan dengan menggunakan 626 citra daun dari 18 kelas berbeda untuk mengetahui apakah variasi dalam level dapat mempengaruhi akurasi. Tabel 4.3 menunjukkan hasil klasifikasi pada uji coba ini. Hasil uji coba menunjukkan nilai akurasi sebesar 75.71% untuk *dataset* yang mengalami proses dekomposisi 1 level serta 86.74% untuk citra yang mengalami dekomposisi 7 level. Hal ini menunjukkan bahwa dengan semakin banyak level dekomposisi, maka hasil klasifikasi menjadi lebih tinggi karena semakin banyaknya variasi dalam citra yang dihasilkan. Hasil percobaan juga menunjukkan bahwa dengan semakin banyak level dekomposisi, maka waktu komputasi menjadi lebih tinggi. Namun kenaikan akurasi berhenti di titik tertinggi pada 6 level dekomposisi. Pada dekomposisi lebih dari 6 level akurasi cenderung menurun.

4.5.4 Analisa Level Dekomposisi terhadap Fitur Koefisien Statistik (Tekstur)

Percobaan membuktikan bahwa adanya pengaruh level dekomposisi terhadap akurasi dan waktu komputasi menggunakan fitur koefisien statistik. Dengan menerapkan metode perhitungan statistik pada citra tekstur daun, dilakukan percobaan dengan menggunakan 626 citra daun dari 18 kelas berbeda untuk mengetahui apakah variasi dalam level dapat mempengaruhi akurasi. Tabel 4.4 menunjukkan hasil klasifikasi pada uji coba ini. Hasil uji coba menunjukkan nilai akurasi sebesar 40.25% untuk *dataset* yang mengalami proses dekomposisi 1 level serta 63.41% untuk citra yang mengalami dekomposisi 7 level. Hal ini menunjukkan bahwa dengan semakin banyak level dekomposisi, maka hasil klasifikasi menjadi lebih tinggi karena semakin banyaknya variasi dalam citra yang dihasilkan. Hasil percobaan juga menunjukkan bahwa dengan semakin banyak level dekomposisi, maka waktu komputasi menjadi lebih tinggi. Namun

kenaikan akurasi berhenti di titik tertinggi pada 6 level dekomposisi. Pada dekomposisi lebih dari 6 level akurasi cenderung menurun.

4.5.5 Analisa Gabungan Beberapa Skenario.

Hasil percobaan yang ditunjukkan oleh Tabel 4.5 menunjukkan perbandingan akurasi untuk gabungan dari beberapa skenario uji coba yang telah dilakukan. Dari hasil percobaan dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi dari fitur urat daun yang didapatkan dengan perhitungan dimensi fraktal dari deteksi tepi dekomposisi wavelet adalah 84.66% dan waktu komputasinya 505.50 detik. Hasil percobaan menunjukkan bahwa akurasi tertinggi dari fitur tekstur daun yang didapatkan dengan perhitungan lacunarity dari dekomposisi wavelet adalah 21.08% dan waktu komputasinya 3216.23 detik. Penggabungan skenario dengan hasil akurasi tertinggi dari pinggiran daun serta citra dan tekstur yang dihitung menggunakan perhitungan fitur berbasis fraktal (dimensi fraktal dan lacunarity) dari deteksi tepi DWT memiliki akurasi sebesar 87.85% dan waktu komputasinya 3721.73 detik. Dari hasil percobaan dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi dari fitur urat daun yang didapatkan dengan perhitungan fitur statistik dari dekomposisi wavelet adalah 86.74% dan waktu komputasinya 329.33 detik. Hasil percobaan menunjukkan bahwa akurasi tertinggi dari fitur tekstur daun yang didapatkan dengan perhitungan fitur statistik dari dekomposisi wavelet adalah 63.41% dan waktu komputasinya 9.90 detik. Penggabungan skenario dengan hasil akurasi tertinggi dari pinggiran daun serta urat dan tekstur daun yang dihitung menggunakan perhitungan fitur berbasis fraktal (dimensi fraktal dan lacunarity) dari deteksi tepi DWT memiliki akurasi sebesar 96.66% dan membutuhkan waktu 325.82 detik. Tabel 4.5 menunjukkan bahwa metode referensi utama (Muchtar, 2015) yang juga menggunakan gabungan fitur pinggiran, urat dan tekstur daun memiliki akurasi sebesar 96.00% dan waktu komputasinya 2724.40 detik.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai kesimpulan yang diperoleh setelah melakukan uji coba dan analisa, serta saran untuk mengembangkan penelitian lebih lanjut

5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini telah dilakukan analisa terhadap pengaruh level dekomposisi dan penggabungan fitur pada beberapa skenario percobaan. Eksperimen menggunakan 626 citra daun dari dataset flavia dan memiliki 18 kelas. Dari analisa terhadap uji coba yang telah dilakukan diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Ekstraksi fitur dimensi fraktal dan lacunarity pada penelitian (Muchtar dkk., 2016) menghasilkan hasil klasifikasi yang mencapai akurasi yang tinggi. Namun waktu komputasinya yang diperlukan juga lama dikarenakan proses perhitungan fitur dimensi fraktal dan lacunarity serta preprocessing dari variasi citra yang dihasilkan membutuhkan waktu komputasi yang lama.
2. Ekstraksi fitur berbasis fraktal dan lacunarity pada dekomposisi wavelet di citra tekstur daun menghasilkan akurasi yang rendah. Dekomposisi wavelet menghasilkan sub citra untuk dianalisa pada domain frekuensi sedangkan analisa lacunarity digunakan untuk domain spasial. Hal inilah yang menyebabkan akurasi rendah disebabkan oleh dekomposisi wavelet yang menghasilkan variasi citra yang tidak sesuai dengan karakteristik perhitungan lacunarity. Selain itu waktu komputasinya juga sangat lama dikarenakan perhitungan variasi citra yang dihasilkan dekomposisi semakin banyak.
3. Ekstraksi fitur statistika pada penelitian ini menghasilkan hasil klasifikasi yang mencapai akurasi yang tinggi. Akurasi tinggi disebabkan oleh dekomposisi wavelet yang menghasilkan variasi citra yang sesuai dengan karakteristik perhitungan fitur statistika. Waktu komputasinya yang diperlukan juga cepat dikarenakan proses perhitungan fitur statistika serta preprocessing dari variasi citra yang dihasilkan tidak membutuhkan waktu komputasi yang lama.

4. Gabungan fitur statistik dari urat dan tekstur daun dengan fitur dimensi fraktal pinggiran daun mengungguli hasil gabungan dari ekstraksi fitur berbasis pada dekomposisi wavelet di citra daun dari segi akurasi dan waktu komputasi. Gabungan fitur statistik dari urat dan tekstur daun dengan fitur dimensi fraktal pinggiran daun mengungguli hasil gabungan dari ekstraksi fitur berbasis fraktal pada metode (Muchtar dkk., 2016) di citra daun dari segi akurasi dan waktu komputasi.

5.2 Saran

1. Perlu penelitian khusus untuk menghemat waktu komputasi Fitur Berbasis Fraktal (Dimensi Fraktal dan Lacunarity).
2. Metode ekstraksi fitur statistika bisa dikembangkan lagi untuk meningkatkan akurasi klasifikasi daun terutama pada bagian perhitungan koefisien statistik pada dekomposisi wavelet.

DAFTAR PUSTAKA

- Allain, C., dan Cloitre, M. (1991). Characterizing the lacunarity of random and deterministic fractal sets. *Physical review A*, 44(6), 3552.
- Arun, C. H., Sam, E. W. R., dan Christopher, D.D. (2013). Texture feature extraction for identification of medicinal plants and comparison of different classifiers. *Int J Comput Appl*, 62(12), 1-9.
- Backes, A. R., Casanova, D., dan Bruno, O. M. (2009). Plant leaf identification based on volumetric fractal dimension. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 23(06), 1145-1160.
- Backes, A. R. (2013). A new approach to estimate lacunarity of texture images. *Pattern Recognition Letters*, 34(13), 1455-1461.
- Beghin, T., Cope, J. S., Remagnino, P., dan Barman, S. (2010). Shape and texture based plant leaf classification. In *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems* (pp. 345-353). Springer Berlin Heidelberg.
- Bruno, O. M., de Oliveira Plotze, R., Falvo, M., dan de Castro, M. (2008). Fractal dimension applied to plant identification. *Information Sciences*, 178(12), 2722-2733.
- Casanova, D., de Mesquita Sa Junior, J. J., dan Bruno, O. M. (2009). Plant leaf identification using Gabor wavelets. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 19(3), 236-243.
- Dong, P. (2000). Test of a new lacunarity estimation method for image texture analysis. *International Journal of Remote Sensing*, 21(17), 3369-3373.
- Dong, P. (2009). Lacunarity analysis of raster datasets and 1D, 2D, and 3D point patterns. *Computers & Geosciences*, 35(10), 2100-2110.
- Doshi, D. A., Kothari, A. M., & Kamdar, D. G. (2013). Feature extraction for texture classification—An approach with discrete wavelet transform. *Int. J. Darshan Inst. Eng. Res. Emerg. Technol*, 2, 6-10.
- Du, J. X., Wang, X. F., dan Zhang, G. J. (2007). Leaf shape based plant species recognition. *Applied mathematics and computation*, 185(2), 883-893.
- Du, J. X., Zhai, C. M., dan Wang, Q. P. (2013). Recognition of plant leaf image based on fractal dimension features. *Neurocomputing*, 116, 150-156.

- Gonzalez, RC dan Woods, RE (2002). Digital Image Processing. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall.
- Kadir, A., Nugroho, L. E., Susanto, A., dan Santosa, P. I. (2013). Leaf classification using shape, color, and texture features. *arXiv preprint arXiv:1401.4447*.
- Kaplan, D.R. (2001). The science of plant morphology: definition, history, and role in modern biology. *Am J Bot.* 88(10):1711-41
- Kilic, K. I., dan Abiyev, R. H. (2011). Exploiting the synergy between fractal dimension and lacunarity for improved texture recognition. *Signal Processing*, 91(10), 2332-2344.
- Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *IJCAI (Vol. 14, No. 2, pp. 1137-1145)*.
- Li, L., Chang, L., Ke, S., dan Huang, D. (2012). Multifractal analysis and lacunarity analysis: A promising method for the automated assessment of muskmelon (*Cucumis melo* L.) epidermis netting. *Computers and Electronics in Agriculture*, 88, 72-84.
- Lin, F. Y., Zheng, C. H., Wang, X. F., dan Man, Q. K. (2008). Multiple classification of plant leaves based on gabor transform and lbp operator. In *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Contemporary Intelligent Computing Techniques* (pp. 432- 439). Springer Berlin Heidelberg.
- Mandelbrot, B. B. (1982). *The Fractal Geometry of Nature*. San Francisco, CA: Freeman.
- Muchtar, M., Suciati, N., dan Fatichah, C. (2016). FRACTAL DIMENSION AND LACUNARITY COMBINATION FOR PLANT LEAF CLASSIFICATION. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 9(2), 96-105.
- Novotný, P., dan Suk, T. (2013). Leaf recognition of woody species in Central Europe. *biosystems engineering*, 115(4), 444-452.
- Nugroho, A. S., Witarto, A. B., dan Handoko, D. (2003). Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika. *Kuliah Umum IlmuKomputer. Com*.

- Plotnick, R. E., Gardner, R. H., dan O'Neill, R. V. (1993). Lacunarity indices as measures of landscape texture. *Landscape ecology*, 8(3), 201-211.
- Plotnick, R. E., Gardner, R. H., Hargrove, W. W., Prestegard, K., dan Perlmutter, M. (1996). Lacunarity analysis: a general technique for the analysis of spatial patterns. *Physical review E*, 53(5), 5461.
- Putra, D. (2010). Pengolahan citra digital. Penerbit Andi Yogyakarta.
- Sosa, J. P. M., Vapnik, V., dan Cortes, C. (1995). Support-vector networks, *Machine Learning*, 20(3), 273-297.
- Suciati, N., Anugrah A. B., Fatichah C., Tjandrasa H., Arifin A. Z., Purwitasari D., Navastara D. A. (2016). Feature Extraction Using Statistical Moments of Wavelet Transform for Iris Recognition. *International Conference on Information & Communication Technology and Systems (ICTS)*. IEEE.
- Voss, R. F. (1986). Characterization and measurement of random fractals. *Physica Scripta*, 1986(T13), 27.
- Xu, Y., Quan, Y., Ling, H., dan Ji, H. (2011). Dynamic texture classification using dynamic fractal analysis. In *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on* (pp. 1219-1226). IEEE.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BIODATA PENULIS



Ardhon Rakhmadi, lahir pada 5 Agustus 1991 merupakan anak pertama dari 2 bersaudara dari pasangan Syukur Slamet dan Sulikah. Penulis memulai pendidikan dasar pada tahun 1998 di SDN Ngembah I, kemudian melanjutkan pendidikan menengah pertama pada tahun 2004 di SMPN I Puri dan Pendidikan menengah atas pada tahun 2007 di SMKN I Pungging. Penulis melanjutkan jenjang pendidikan perguruan tinggi di Jurusan Teknik

Mekatronika di Politeknik Elektronika Negeri Surabaya pada tahun 2010 sampai 2015. Setelah itu, penulis melanjutkan jenjang magister di Jurusan Teknik Informatika di Institut Teknologi Sepuluh Nopember pada tahun 2015 hingga 2017.

Penulis memiliki ketertarikan pada bidang *machine learning*, *pattern recognition*, *feature extraction* dan *artificial intelligence*. Penulis dapat dihubungi melalui email rakhmadi003@gmail.com.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]